
Cb-LIKE: Gewittervorhersagen bis zu sechs Stunden mit Fuzzy-Logik

Martin Köhler

Dissertation
an der Fakultät für Physik
der Ludwig-Maximilians-Universität
München

vorgelegt von
Martin Köhler
aus München

München, den 26. Mai 2015

Erstgutachter: Prof. Dr. G. Craig

Zweitgutachter: Prof. Dr. M. Rapp

Tag der mündlichen Prüfung: 23.07.2015

Kurzfassung

Gewitterzellen mit ihren negativen Begleiterscheinungen wie Starkregen, Hagel oder Fallwinden verursachen Verspätungen sowie Flugausfälle und sind damit für höhere Kosten der Airlines und Flughafenbetreiber verantwortlich. Eine verlässliche Vorhersage von Gewittern bis zu mehreren Stunden könnte dagegen den Entscheidungsträgern am Flughafen einen größeren zeitlichen Spielraum geben, um auf mögliche Gewitterzellen angemessen zu reagieren und adäquate Maßnahmen zu ergreifen. Zur Bereitstellung zuverlässiger Gewittervorhersagen bis zu sechs Stunden wurde Cb-LIKE am Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR) entwickelt.

Der neue Gewittervorhersagealgorithmus wird in der vorliegenden Dissertation detailliert vorgestellt. Cb-LIKE ist ein automatisiertes System, das unter Verwendung von Modelldaten des COSMO-DE Wettermodells des Deutschen Wetterdienstes (DWD) Gebiete ausweist, die eher für oder gegen eine Entwicklung von Gewittern sprechen. Vier atmosphärische Parameter (CAPE, Vertikalwind, Radarreflektivität und Temperatur an der Wolkenobergrenze) fließen in das System ein. Eine neu entwickelte „Best-Member-Selection“ sorgt dabei durch einen Abgleich zur aktuellen Gewittersituation für die automatische Auswahl des realistischsten Modelllaufes aus einem Ensemble. Dadurch wird die beste Datengrundlage für die Berechnung der Gewittervorhersagen gewährleistet. Für die Auswahl des besten Members stehen vier verschiedene Modi zur Verfügung. Ein neu entwickeltes Fuzzy-Logik System ermöglicht anschließend die Kombination der Modelldaten und die Berechnung eines Gewitterindikators von 11,66 bis 88,33 für jeden Gitterpunkt des Modells für die nächsten sechs Stunden in stündlichen Intervallen. Je höher der Wert des Indikators, desto mehr sprechen die Modellparameter für die Entstehung von Gewittern. Zusätzlich wird die Vorhersagequalität des neuen Algorithmus anhand einer umfassenden Verifikation unter Verwendung einer „neighbourhood-verification“ Technik und von „multi-event contingency tables“ untersucht. Für die Sommerperiode 2012 weist Cb-LIKE im Vergleich zur COSMO-DE Radarreflektivität bessere Werte in den Verifikationsgrößen auf. So ist das „Fehlalarmverhältnis“ für den neuen Algorithmus niedriger (0,48 zu 0,56), die „Wahrscheinlichkeit der Detektion“ (0,52 zu 0,45) und der „Critical Success Index“ (0,50 zu 0,48) fallen dagegen höher aus. Die Resultate zeigen, dass der Cb-LIKE Algorithmus eine sinnvolle neue Methodik für Gewittervorhersagen von hoher Qualität auf der Datenbasis des COSMO-DE Modells darstellt. Die Ergebnisse aus der Verifikation ermöglichen außerdem die Übersetzung des Cb-LIKE Indikatorfeldes in die gewünschten probabilistischen Gewittervorhersagen. Zusätzlich wird die erfolgreiche Implementierung der Cb-LIKE Gewittervorhersagen in das WxFUSION System, eine graphische Benutzeroberfläche, vorgestellt.

Abstract

Thunderstorm cells with their adverse weather hazards like heavy rain, hail or downbursts cause delays and flight cancellations at airports and, as a negative result, the airlines and airport operators have to bear high additional cost. A reliable thunderstorm forecast up to several hours could provide more time for the decision makers at the airport for an appropriate reaction on possible storm cells and initiation of adequate counteractions. To provide the required thunderstorm forecasts up to six hours Cb-LIKE has been developed at the DLR (Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt) Institute of Atmospheric Physics.

The development of the new algorithm is described in detail in the present dissertation. Cb-LIKE is an automated system which designates areas with possible thunderstorm development by using model data of the COSMO-DE numerical weather prediction model, which is driven by the German Meteorological Service (DWD). Four atmospheric parameters (CAPE, vertical wind velocity, radar reflectivity and cloud top temperature) of the model output are used within the system. A newly developed “Best-Member-Selection“ allows the automatic selection of that model run of a COSMO-DE model ensemble which matches best the observed storm situation. Thereby, the application of the best available data basis for the calculation of the thunderstorm forecasts is ensured. Altogether there are four different modes for the selection of the best member. A newly developed fuzzy logic system enables the subsequent combination of the model data and the calculation of a thunderstorm indicator within a value range of $11.\bar{6}\bar{6}$ up to $88.\bar{3}\bar{3}$ for each grid point of the model domain for the following six hours in hourly intervals. The higher the indicator the more the model parameters imply the development of thunderstorms. The forecasting quality of the new algorithm is demonstrated by a thorough verification using a neighborhood verification approach and multi-event contingency tables. For the summer period of 2012 Cb-LIKE shows better results in the verification scores in comparison to the COSMO-DE radar reflectivity. For example the new algorithm features a lower „False Alarm Ratio“ (0,48 to 0,56) and a higher „Probability of Detection“ (0,52 to 0,45) and „Critical Success Index“ (0,50 to 0,48). The results show that Cb-LIKE is a sensible novel approach to obtain probabilistic thunderstorm forecasts of high quality on the data basis of the COSMO-DE model. Finally, the implementation of the Cb-LIKE forecasts into the WxFUSION system which is a graphical user interface is presented.

Inhaltsverzeichnis

1. Einleitung	3
1.1. Motivation und Überblick über Methoden zur Gewittervorhersage	3
1.2. Konzept der vorliegenden Arbeit	7
2. Gewitter: Eine Einführung	11
2.1. Gewitter - Ein allgemeiner Überblick	11
2.2. Problematik von Gewittervorhersagen	16
2.3. Gewittervorhersagen - Vor- und Nachteile verschiedener Methoden	16
3. Methodik: Fuzzy-Logik	27
3.1. Allgemeine Informationen	27
3.2. Gründe für Anwendung eines Fuzzy-Logik Systems in Cb-LIKE .	29
3.3. Aufbau eines generellen Fuzzy-Logik Systems	30
4. Verwendete Datenquellen	37
4.1. Rad-TRAM	37
4.2. COSMO-DE Modell: Eine Übersicht	40
4.3. COSMO-DE Modelloutput: Verwendete Datenfelder	42
4.3.1. CAPE	43
4.3.2. Vertikalwind Omega (500 hPa)	45
4.3.3. Temperatur an der Wolkenobergrenze (IR 10.8 aus synthetischen Satellitendaten)	47
4.3.4. Radardaten und Radarkomposit	49
4.3.5. Radarreflektivität aus synthetischem Radarfeld	50
4.3.6. COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit	50
5. Cb-LIKE: Neues Verfahren zur Vorhersage von Gewittern	53
5.1. Gauß-Filter	54
5.2. Fuzzy-Logik System	57
5.2.1. Fuzzy-Input Sets	57
5.2.2. Fuzzy-Output Sets	59
5.2.3. Fuzzy-Inferenz	60
5.2.4. Defuzzifizierung	62
5.3. Best-Member-Selection	63
5.4. Fallbeispiele zu Cb-LIKE	67

6. Verifikation der Gewittervorhersagen von Cb-LIKE	75
6.1. Verifikationsmethoden - Deterministischer Ansatz	75
6.1.1. „Neighborhood Verification“/„Multi-event Contingency Tables“	82
6.2. Verifikation des Cb-LIKE Algorithmus	84
6.2.1. Einstellungen	84
6.2.2. Objektvergleich: Cb-LIKE mit synthetischem Radarfeld . .	91
6.2.3. Objektvergleich: Cb-LIKE mit COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit	98
6.2.4. BIAS Tuning	102
6.2.5. Vergleich der Vorhersagefelder für getunten BIAS	108
6.2.6. Fallbeispiel: Vergleich von Cb-LIKE mit der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit	114
6.2.7. Differenzierte Betrachtung ein bis sechs Stunden Vorhersage	116
6.2.8. Best-Member-Selection	118
6.2.9. Fuzzy-Input Sets als komplementäre Mengen	123
6.2.10. Sensitivitätsstudie	125
6.3. Gewitterwahrscheinlichkeit aus Cb-LIKE Indikatorfeld	128
6.4. Zusammenfassung der Ergebnisse	130
7. Cb-LIKE in WxFUSION: Visualisierung der Vorhersagen	135
7.1. Allgemeiner Überblick	135
7.2. Implementierung der Cb-LIKE Vorhersagen	137
8. Zusammenfassung der Ergebnisse & Ausblick	145
A. Zusammenstellung der Datenquellen	153
B. Fuzzy-Logik Regelwerk	155
B.1. Regelwerk: Standardeinstellung	155
C. Abkürzungen und Akronyme	159
D. Links	163
E. Zusätzliche Abbildungen	167
Abbildungsverzeichnis	181
Tabellenverzeichnis	184
Literaturverzeichnis	186

1. Einleitung

1.1. Motivation und Überblick über Methoden zur Gewittervorhersage

Gewitter sind eines der aufregendsten meteorologischen Phänomene in unseren Breiten. In den meisten Fällen sind sie an heißen Sommertagen zu beobachten, wenn die atmosphärischen Bedingungen ideal für die Entwicklung der gewaltigen, hochreichenden Cumulonimben sind. Typische Begleiterscheinungen von Gewitterzellen wie etwa Donner, Hagel, Blitze, Starkregen, Fallwinde und in seltenen Fällen auch Tornados sind so faszinierend, dass nicht nur Meteorologen ihre Entwicklung gespannt verfolgen, sondern fast alle Menschen ihren Anziehungskräften erliegen, sei es aus reiner Neugier oder der Furcht vor möglichen Konsequenzen. Dies liegt unter anderem daran, dass die Folgen eines Gewitters jeden einzelnen betreffen können, so zum Beispiel durch größere Beschädigungen am persönlichen Eigentum. Ein bekanntes Ereignis ist der Münchner Hagelsturm von 1984. Als Folge dessen mussten Versicherungen mit bis zu 500 Millionen Dollar für Schäden, verursacht alleine durch Hagelschlag, haften (vgl. Heimann & Kurz, 1985). Im Durchschnitt liegt heutzutage der Gesamtschaden durch Gewitter in Europa bei fünf bis acht Milliarden Euro pro Jahr (Dotzek & Forster, 2011). Aber auch auf den Verkehr, insbesondere die Luftfahrt, haben Gewitterzellen einen großen Einfluss. So sind in Europa bereits 40 bis 50 % aller Verspätungen widrigen Wetterereignissen geschuldet (Eurocontrol, 2007), woran Gewitter einen großen Anteil haben. Im Jahr 2011 war das Wetter sogar in 80 % aller Fälle der Hauptgrund für Verspätungen am Flughafen München (DFS, 2011). Laut einer Studie (Eurocontrol, 2011) der „European Organisation for the Safety of Air Navigation“ (Eurocontrol) sind dabei im europäischen Luftverkehr die Wetterphänomene mit der größten Verspätungswirkung Gewitter (30,9 %), Schnee und Eis (22,1 %), geringe Sicht und niedrige Wolkendecke (21,5 %) sowie Wind (14,5%). Gewitterzellen sind also der Hauptgrund für wetterbedingte Verzögerungen. In den USA werden in den Sommermonaten sogar bis zu 90 % aller Verspätungen alleine durch Gewitter verursacht (Leighton, 2006). Aufgrund dieser Tatsachen ist ein Bedarf an längerfristigen Gewittervorhersagen bis zu mehreren Stunden vorhanden. Aktuell gibt es bereits sehr gute Verfahren zur deterministischen Kurzzeitvorhersage („nowcasting“) von Gewittern. Diese basieren meistens auf Radar- und Satellitendaten und umfassen ein Zeitfenster von null bis zwei Stunden. Weiterführende Vorhersagen („forecasting“) rein aus Modelloutput zeigen aber meist eine deutlich schlechtere Vorhersagequalität. Es fehlt also an einer geeigneten Verbindung zwischen „nowcasting“ und „forecasting“ mit einer verbesserten Qualität in der

Gewittervorhersage als normaler Modelloutput. Mit einem Algorithmus, der qualitativ hochwertige Gewitterprognosen bis zu mehreren Stunden bietet, könnte man zum Beispiel den Entscheidungsträgern am Flughafen einen größeren zeitlichen Spielraum geben um auf mögliche Gewitterzellen angemessen zu reagieren und entsprechende Gegenmaßnahmen einzuleiten. Dadurch können Verspätungen oder Flugausfälle, die hohe Kosten verursachen, in Grenzen gehalten werden.

Die Idee der Bereitstellung längerfristiger Gewittervorhersagen ist nicht neu, sondern wurde in den letzten 50 Jahren auf viele verschiedene Arten versucht umzusetzen. Eine große Rolle spielte dabei schon immer die deterministische Kürzestfristvorhersage von Gewittern durch Extrapolation von Radar- oder Satellitendaten. Insbesondere unter Verwendung von Radardaten wurden in den letzten 20 Jahren einige Algorithmen zur Bestimmung der Kürzestfristprognosen, das sogenannte „nowcasting“, entwickelt. Die mit am bekanntesten sind zum Beispiel „Thunderstorm Identification, Tracking, Analysis and Nowcasting“ (TITAN; Dixon & Wiener, 1993), das „Warning Decision Support System“ (WDSS; Eilts & Coauthors, 1996), das „Short-Term Ensemble Prediction System“ (STEPS; Bowler et al., 2006) oder auch „Short-Range Warnings of Intense Rainstorms in Localized Systems“ (SWIRLS; Wong et al., 2006). Weitere Beispiele sind in Dance et al. (2010) zu finden. Auch DLR-intern wurde ein Algorithmus zur Kürzestfristvorhersage von Gewittern mit dem Namen Rad-TRAM (Kober & Tafferner, 2009) entwickelt. Dieser wird in der vorliegenden Arbeit an späterer Stelle noch genauer vorgestellt. Für die Verwendung von Satellitendaten in der Gewittererkennung und Vorhersage gibt es ebenfalls einige Beispiele. Eine bekannte Anwendung ist Cb-TRAM (Zinner et al., 2008), ebenfalls eine DLR-interne Entwicklung für die Erkennung, Verfolgung und Kürzestfristvorhersage von Gewitterzellen. Ein weiteres Beispiel zur Verwendung von Satellitendaten ist in Siegfal et al. (2011) nachzulesen. In jener Veröffentlichung wird der „The University of Wisconsin Convective Initiation“ (UWCI) Kürzestfristvorhersagealgorithmus vorgestellt. Weitere Beispiele sind in Roberts & Rutledge (2003) („Nowcasting Storm Initiation and Growth Using GOES-8 and WSR-88D Data“) oder Vila et al. (2008) („ForTraCC - Forecasting and Tracking the Evolution of Cloud Clusters“) zu finden.

Eine andere Methodik zur Prognose von Gewittern ist die Verwendung atmosphärischer Parameter, gewonnen aus Sondierungen („soundings“) durch Radiosondenaufstiege. Durch diese Art der Messung erhält man ein vertikales Profil des aktuellen Zustands der Atmosphäre (Windrichtung/-stärke, Temperatur, Feuchtigkeit u.v.m.) und kann so die Wahrscheinlichkeit der Bildung von Gewitterzellen abschätzen. In der Literatur gibt es einige interessante Beispiele zur Nutzung dieser Daten, von denen drei kurz vorgestellt werden. In Mueller et al. (1993) wird mit der Kombination von Sondierungen und Mesonet-Daten (Wetterstationen) versucht, Gebiete zu bestimmen, in denen die Atmosphäre die Bildung von Gewitterzellen begünstigt, sprich labil genug ist. Ein aktuelleres Literaturbeispiel ist ein entwickeltes Tool, welches in Manzato (2005) vorgestellt wird. In seiner Veröffentlichung werden verschiedene Indizes, abgeleitet aus Radiosondendaten, in einem neuronalen Netzwerk für eine Prognose von Gewittern verwendet. Damit kann eine Vorhersage von konvektiver Aktivität berechnet werden, die für bis zu sechs Stunden, nachdem die Sondierung gestartet wurde, gültig ist. Eine weitere

Anwendung der Radiosondendaten findet sich in Duplika & Reuter (2006). In ihrer Veröffentlichung wird versucht, mit Hilfe der Sondierungsdaten das Potential von Tornados in möglichen Gewitterzellen vorherzusagen. In diesem Fall werden die Windscherung sowie die Auftriebskraft verwendet. Die Sondierungsdaten sind dabei hilfreich, um schon im Voraus zwischen Gewittern mit starken, schwachen oder gar keinen Tornados unterscheiden zu können.

Eine weitere Möglichkeit zur Vorhersage von Gewitteraktivität ist ein sogenanntes „Model Output Statistics“ (MOS) System. Die MOS Technik (Glahn & Lowry, 1972; Wilks, 2006) basiert dabei auf der Einbindung von „Numerical Weather Prediction“ (NWP) Modellvorhersagen in traditionelle statistische Methoden. Anders ausgedrückt, verwendet die Technik statistische Gesetzmäßigkeiten, die aus dem mehrjährigen Vergleich der Modellvorhersagen mit Beobachtungen abgeleitet wurden. Für ortsbezogene Vorhersagen wird sie sowohl zur Korrektur von direktem Modelloutput als auch zur Ableitung einer Vielzahl von zusätzlichen Vorhersagegrößen z.B. für den Warndienst oder die Beratung der Luftfahrt verwendet (vgl. Online-Lexikon des DWD¹). Erstmals beschrieben wird die MOS Technik in Glahn & Lowry (1972). Eine ältere Anwendung dieser Methodik ist in Reap & Foster (1979) zu finden. In ihrem Artikel wird ein MOS System zur Berechnung von 12 bis 36 stündigen Vorhersagen vorgestellt. Als Datenquellen werden in diesem Fall Radardaten und Meldungen von schweren Stürmen verwendet. Eine neuere Anwendung ist in Schmeits et al. (2005) bzw. Schmeits et al. (2008) nachzulesen. Diese beiden Veröffentlichungen beschreiben die probabilistische Vorhersage von Gewittern bzw. die Ausgabe von Wetterwarnungen in den Niederlanden unter Verwendung der MOS Technik. Die Vorhersagen gelten dabei für 90 km x 80 km große Regionen und werden für 48 Stunden im Voraus berechnet (Schmeits et al., 2008). Zum Aufbau des MOS Systems werden in diesem Fall Blitzdaten aus dem „Surveillance et d’Alerte Foudre par Interférométrie Radioélectrique“ (SAFIR) verwendet (Schmeits et al., 2005). Die Gemeinsamkeit der beiden vorgestellten Systeme ist dabei, dass mit ihnen eher längerfristige Prognosen angestrebt werden. Eine weitere Anwendung findet sich in Shafer & Gilbert (2008). Hier wird eine Orientierungshilfe für Gewitter über Alaska auf der Basis eines MOS Systems vorgestellt. Die Entwicklung von MOS Gleichungen zur Gewittervorhersage mit Hilfe mehrerer Datenquellen wird in Hughes (2001) beschrieben.

Eine weitere Möglichkeit zur Prognose von Gewittern ist die Nachbearbeitung („postprocessing“) von deterministischem NWP Modelloutput. So lassen sich aus verschiedenen Modellparametern sogenannte atmosphärische Stabilitätsindizes bestimmen, die eine Aussage über den Zustand der Atmosphäre (stabil/instabil) zulassen (vgl. Verret et al., 2002). Über definierte Schwellenwerte kann anschließend eine Aussage getroffen werden, ob die Atmosphäre der Bildung von Gewittern zugeneigt ist. Unter diese Art von Indizes fallen zum Beispiel der „Lifted Index“ (LI), „Showalter Index“ (SI) oder auch „Total Totals Index“ (TT). Weiterführende Erklärungen und eine Übersicht über die verwen-

¹ Online-Lexikon DWD Homepage: siehe Kapitel D [19.05.2015]

deten Schwellenwerte der einzelnen Indizes sind auf der Homepage der NOAA² (National Oceanic and Atmospheric Administration) zu finden. Ein weiterer Ansatz zur Berechnung von Gewittervorhersagen wird speziell im „postprocessing“ des COSMO-DE Modelloutputs (Baldauf et al., 2011a) angewandt. In diesem Beispiel werden mit Hilfe der „Neighbourhood“-Methode (siehe Theis et al., 2005) verschiedene Parameter kombiniert, um bei Überschreiten bestimmter Schwellenwerte eine probabilistische Gewittervorhersage für jeden Gitterpunkt des Modells zu berechnen.

Im Fall der Verwendung eines Ensembles von NWP Modellvorhersagen, die zum Beispiel aus verschiedenen Anfangsbedingungen oder Modelleigenschaften bestimmt werden, können ebenfalls probabilistische Vorhersagen abgeleitet werden. Eine Übersicht über verschiedene Ensemblevorhersagesysteme ist zum Beispiel in Buizza et al. (2005) zu finden.

Neben den gerade genannten Methoden gibt es auch noch Vorhersagealgorithmen, die unterschiedliche Datenquellen auf verschiedene Arten miteinander kombinieren, um auf diese Art und Weise noch bessere Gewitterprognosen zu erzielen. Einer der bekanntesten ist vermutlich das „Auto Nowcast System“ (ANC) vom „National Center for Atmospheric Research“ (NCAR), siehe dazu Mueller et al. (2003). Mit Hilfe einer Fuzzy-Logik Routine werden in diesem Algorithmus verschiedene Datenquellen (Radar, Satellit, Sondierungen u.v.m.) miteinander kombiniert, um so letztendlich Kürzestfristvorhersagen von bis einer zu Stunde bereitzustellen. Ein anderer Ansatz ist die Verwendung von Blitzdaten für die Beobachtung und Kürzestfristvorhersage von Gewittern. Diese Methodik ist zum Beispiel in Betz et al. (2008) zu finden. Eine ganz neue Technik ist in Kober (2010) oder Kober et al. (2012) nachzulesen. In ihrer Doktorarbeit bzw. Veröffentlichung werden Vorhersagen aus einem Kürzestfristvorhersagetool mit hochauflösenden numerischen Wettervorhersagen verknüpft, um nahtlose probabilistische Prognosen von konvektivem Niederschlag über einen Zeitraum von bis zu acht Stunden zu gewährleisten.

Wie in den letzten Abschnitten gezeigt, gibt es eine Reihe von verschiedenen Methoden und Datenquellen, um Gewitter kurzfristig und deterministisch bzw. längerfristig und dabei probabilistisch vorherzusagen. Der in der vorliegenden Arbeit vorgestellte Algorithmus soll sich dabei auf letzteres beschränken. Zur Berechnung der Gewittervorhersagen werden verschiedene atmosphärische Parameter aus numerischem Modelloutput in einem Fuzzy-Logik System kombiniert. Die Beschränkung der Fuzzy-Logik rein auf Modelldaten ist dabei ein völlig neuer Ansatz in der mehrstündigen probabilistischen Gewittervorhersage. Was den neuen Algorithmus ebenfalls von den vorgestellten Methoden unterscheidet, ist die direkte Verknüpfung mit einem bereits existierenden Verfahren zur Kürzestfristvorhersage von Gewittern in einer neu entwickelten „Best-Member-Selection“. Dadurch können zum einen nicht nur die Vorhersagen durch die Wahl des zur aktuellen Wettersituation am besten passenden Modelllaufes verbessert werden, es besteht auch die Möglichkeit zeitlich direkt an deterministische Kürzestfristvorhersagen von null bis einer Stunde anzuknüpfen. Es wird somit eine sogenann-

²<http://www.srh.noaa.gov/ffc/?n=gloss2> [19.05.2015]

te nahtlose/lückenlose Vorhersage („seamless prediction“) von Gewittern ermöglicht.

1.2. Konzept der vorliegenden Arbeit

Das Ziel der vorliegenden Arbeit war die Entwicklung eines neuen Verfahrens zur Vorhersage von Gewittern bis zu mehreren Stunden. Unter Verwendung der Fuzzy-Logik Methodik bei gleichzeitiger Kombination verschiedener Datenquellen (Nowcasting-Verfahren, Modelloutput) sollte an die Kurzzeitvorhersage von Gewittern angeknüpft werden, um diese auf bis zu sechs Stunden zu erweitern. Unter diesen Rahmenbedingungen entstand der Algorithmus „**Cumulonimbus-LIKE**lihood“ (Cb-LIKE), dessen Entwicklung und Verifikation in der vorliegenden Arbeit beschrieben wird. Auf dem Weg von der ersten Programmzeile bis hin zum operationellen Einsatz mussten dabei folgende Fragen geklärt werden:

- Welches NWP („Numerical Weather Prediction“) Modell kommt als primäre Datenquelle in Frage?
- Wie können Nowcasting-Verfahren mit Modellvorhersagen im Hinblick auf eine „Best-Member-Selection“ verknüpft werden?
- Wie kann ein Fuzzy-Logik System für die optimale Kombination von Modelldaten und nachfolgender Berechnung der Gewittervorhersagen gestaltet werden?
- Wie können die Gewittervorhersagen zur einfachen Verwendung visualisiert werden (Bildausgabe, Implementierung in bereits vorhandene GUI („graphical user interface“))?
- Welche Verifikationstechnik eignet sich zur Qualitätsprüfung der Prognosen des Cb-LIKE Algorithmus?

Die zentrale wissenschaftliche Frage, die nach erfolgreicher Entwicklung des Algorithmus am Ende der vorliegenden Arbeit beantwortet sein sollte, ist dabei die folgende:

- Können durch die Kombination von Modelldatenfeldern nach meteorologischem Sachverstand bessere Gewittervorhersagen erzielt werden als rein aus der Modellphysik berechnete?

Das Grundkonzept der vorliegenden Arbeit wird im Folgenden kurz vorgestellt. Die erste zu beantwortende Frage war die nach der primären Datenquelle für den neu entwickelten Algorithmus. Die Wahl fiel schließlich auf das COSMO-DE Modell des Deutschen Wetterdienstes (DWD), da dieses mit seiner hohen Auflösung von 2,8 km und der vollständigen Berechnung hochreichender Konvektion (keine Parametrisierung) die erste Wahl für operationelle Gewittervorhersagen in Zentraleuropa ist. Die große Anzahl an Datenfeldern lässt auch, hinsichtlich der für

Gewitterprognosen relevanten atmosphärischen Parameter, keine Wünsche offen. Durch den stündlichen Modelloutput bei einer dreistündigen Aktualisierungsrate ist dabei stets eine zuverlässige Abbildung der aktuellen Wettersituation gegeben.

Zwischen der Wahl der Eingangsdaten und deren Einspeisung in das Fuzzy-Logik System stellte sich die Frage nach der Anknüpfung des neuen Algorithmus an die Kurzzeitvorhersagen von Gewittern. Da am Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR) intern die Nowcasting-Verfahren „**Radar Tracking And Monitoring**“ (Rad-TRAM; Kober & Tafferner, 2009) und „**Cumulonimbus Tracking And Monitoring**“ (Cb-TRAM; Zinner et al., 2008) zur Kurzzeitvorhersage entwickelt wurden und deren Daten für viele Gewitterfälle zur Verfügung stehen, bot es sich an, diesen Vorteil zur Entwicklung eines leistungsstärkeren Vorhersagealgorithmus auszunutzen. Dabei wird ein Vergleich von Modelldaten aus einem COSMO-DE Ensemble mit den Beobachtungsdaten eines der beiden Kurzzeitvorhersagealgorithmen angestrebt, wodurch automatisch der zur aktuellen Gewittersituation am besten passenden Modelllauf bestimmt werden kann. Dies ist eine sinnvolle Maßnahme, da der aktuellste Modelllauf nicht immer die momentane Gewitteraktivität am besten widerspiegelt. Im Endeffekt wird dadurch der beste Input für das Fuzzy-Logik System gewährleistet. Dieser Abschnitt des Cb-LIKE Algorithmus nennt sich „Best-Member-Selection“.

Nach der Auswahl des Modelllaufes musste eine Methodik zur Kombination der Modelldaten und Berechnung der Gewittervorhersagen gefunden werden. Die Wahl fiel dabei aus mehreren Gründen auf die Anwendung eines Fuzzy-Logik Systems. Zum einen war auf diesem Gebiet bereits genügend Expertise am DLR vorhanden (siehe z.B. Forster & Tafferner, 2009b; Stich, 2012), zum anderen ist diese Methodik gut geeignet, um auf einfache Weise meteorologisches Expertenwissen und menschliches Denken sowie Schlussfolgern in einem System zu kombinieren. Auch kann die Fuzzy-Logik verwendet werden, um Lösungen für Probleme zu finden, die auf ungenauen, mehrdeutigen, unvollständigen oder unpräzisen Informationen basieren (vgl. Murtha, 1995; Viot, 1993). Dies gilt zum Beispiel auch für mehrstündige Gewittervorhersagen rein aus Modelldaten, da in den numerischen Wettermodellen subskalige Parameter/Prozesse wie Bodenfeuchte oder flache Konvektion, die eine wichtige Rolle bei der Auslösung von Gewitterzellen spielen, parametrisiert werden müssen. Die Fuzzy-Logik erlaubt also die Erfassung von unpräzisen Beobachtungen und Vorhersagen sowie einen Umgang mit Wertebereichen anstelle von festen Schwellenwerten. Im Allgemeinen ermöglicht diese Methodik eine schnelle, realistische und problembezogene Modellierung auch komplexer Systeme mit nichtlinearem Verhalten. Diese werden dabei mit linguistischen Variablen beschrieben und sind dadurch weniger komplex als vergleichbare Anwendungen mathematischer Beschreibungsverfahren.

Nach der Berechnung der Gewittervorhersagen aus dem Fuzzy-Logik System musste die Frage der Visualisierung geklärt werden. Die Wahl fiel schließlich auf das „**Weather Forecast User oriented System Including Object Nowcasting**“ System (WxFUSION; Tafferner et al., 2008). Dies ist eine ansprechende graphische Benutzeroberfläche zur Visualisierung und ermöglicht zum Beispiel auch einen schnellen Vergleich der neuen Vorhersagen mit anderen Datenquellen etwa zu wissenschaftlichen Zwecken.

Die letzte zu klärende Frage war die Art der Qualitätsprüfung der Prognosen des Cb-LIKE Algorithmus. Zu diesem Zweck wurde sich für eine Verifikation der Vorhersagen auf der Grundlage eines deterministischen Objektvergleichs mit der Methodik der „Fuzzy/Neighborhood Verification“ nach zum Beispiel Ebert (2008), Damrath (2004) oder auch Casati et al. (2004) entschieden. Diese Art der Verifikation hat den entscheidenden Vorteil, dass sie Prognosen nicht nur als falsch oder richtig (0 oder 1) bewertet, sondern auch weitere Faktoren, wie etwa die räumliche Lage oder Form der Vorhersageobjekte, im Vergleich zu den Beobachtungen in die Bewertung mit einfließen lässt. Dies ist besonders bei Prognosen über einen längeren Zeitraum sinnvoll, da exakte Vorhersagen für kleinräumige und kurzlebige Gewitterzellen sehr schwierig sind.

Zur Beschreibung der Entwicklung des neuen Vorhersagealgorithmus Cb-LIKE ist die vorliegende Arbeit in acht Abschnitte unterteilt. Kapitel zwei gibt einen kompakten Einblick über Gewitterarten und deren Entstehung, Blitze als Begleiterscheinungen und die Problematik von längerfristigen Gewittervorhersagen basierend auf Modelldaten. Zusätzlich werden noch die verschiedenen Methoden für die Vorhersage von Gewittern auf ihre Vor- und Nachteile untersucht. Der dritte Abschnitt gibt einen generellen Einblick in die Fuzzy-Logik. Er soll dabei an diese spezielle Methodik heranzuführen, damit die Funktionsweise des Cb-LIKE Algorithmus grundsätzlich verstanden werden kann. Zusätzlich wird explizit beschrieben, welche Gründe für die Anwendung der Fuzzy-Logik innerhalb des neuen Algorithmus ausschlaggebend waren. Im vierten Kapitel werden die verschiedenen Datenquellen vorgestellt. Es umfasst einen allgemeinen Überblick über den Rad-TRAM Algorithmus und das COSMO-DE Modell des DWD. Zudem wird unter meteorologischen Gesichtspunkten dargelegt, warum vier bestimmte Datenfelder des Modells im Cb-LIKE Algorithmus zur Anwendung kommen. Dieser wird in Kapitel fünf ausführlich vorgestellt. Zusätzlich sind hier noch einige Fallbeispiele, die einen ersten Einblick über die Qualität der Vorhersagen des neuen Algorithmus geben, zu finden. Kapitel sechs enthält die gesamte Verifikation. Erst erfolgt ein allgemeiner Überblick über die verwendete Methodik unter Angabe der entsprechenden Literatur, danach wird die Qualität der Gewitterprognosen des Cb-LIKE Algorithmus für verschiedene Einstellungen bestimmt. In Abschnitt sieben wird der Einbau der neuen Gewittervorhersagen in das WxFUSION System vorgestellt. Einige Fallbeispiele zeigen dabei die Anwenderfreundlichkeit dieser graphischen Benutzeroberfläche. Im letzten Kapitel werden die Ergebnisse der vorliegenden Doktorarbeit noch einmal zusammengefasst und ein Ausblick über zukünftige Arbeiten, die zu einer Verbesserung des Cb-LIKE Algorithmus führen könnten, gegeben.

2. Gewitter: Eine Einführung

Da sich die vorliegende Arbeit mit der Entwicklung des Cb-LIKE Algorithmus hauptsächlich um die Vorhersage von Gewittern dreht, ist es am Anfang angebracht, einen kleinen Exkurs über dieses meteorologische Phänomen zu geben. Dieser soll als kompakter Einstieg in das komplexe Themengebiet dienen, für eine Vertiefung in die Materie sind am Ende zusätzliche Verweise auf weitere Fachliteratur zu finden. Auch wird in diesem Kapitel ein vertiefter Überblick über die verschiedenen Methoden zur Vorhersage von Gewittern gegeben.

Das folgende Kapitel ist in drei Abschnitte unterteilt. Der erste gibt einen Überblick über verschiedene Gewitterarten, Lebenszyklus und Blitze als Begleiterscheinung. Der zweite Teil beschränkt sich dagegen auf die Fragestellung, warum einzelne Gewitterzellen generell schwer vorhersagbar sind. Im dritten Abschnitt werden verschiedene Techniken zur Vorhersage von Gewittern hinsichtlich ihrer Vor- und Nachteile untersucht.

2.1. Gewitter - Ein allgemeiner Überblick

Global betrachtet sind Gewitter ein sehr häufig auftretendes meteorologisches Ereignis. Laut Homepage des „National Severe Storm Laboratory“ (NSSL)¹ oder auch zum Beispiel Klose (2008) wird die Gesamtzahl der jährlich auf der Erde auftretenden Gewitterzellen auf ungefähr 16 Millionen und die damit verbundene Anzahl von Blitzen auf etwa 3,1 Milliarden geschätzt. In Mitteleuropa werden dabei jährlich 20 bis 30 Gewittertage gezählt, wobei diese Zahlen von Gebiet zu Gebiet und Jahr zu Jahr starken Schwankungen unterliegen. So sind für die Ostseeküste weniger als 15, für das Alpenvorland dagegen bis zu 40 Tage typisch (Klose, 2008). Meteorologisch verbindet man Gewitterzellen mit dem Auftreten von Cumulonimben, dies sind sich über mehrere Kilometer in der Vertikalen und in große Höhe erstreckende Wolkentürme. Die rein atmosphärischen Grundvoraussetzungen für die Bildung von Gewittern sind dabei das Vorhandensein warmer und feuchter Luft in feuchtlabiler Schichtung bis in große Höhen (Liljequist, 1974). Man kann sie in die folgenden drei Typen unterteilen (nach z.B. Hagen et al., 1999):

- Einzelzelle („single cell“)
- Multizelle („multicell“)
- Superzelle („supercell“)

¹<http://www.nssl.noaa.gov/education/svrwx101/thunderstorms/> [19.05.2015]

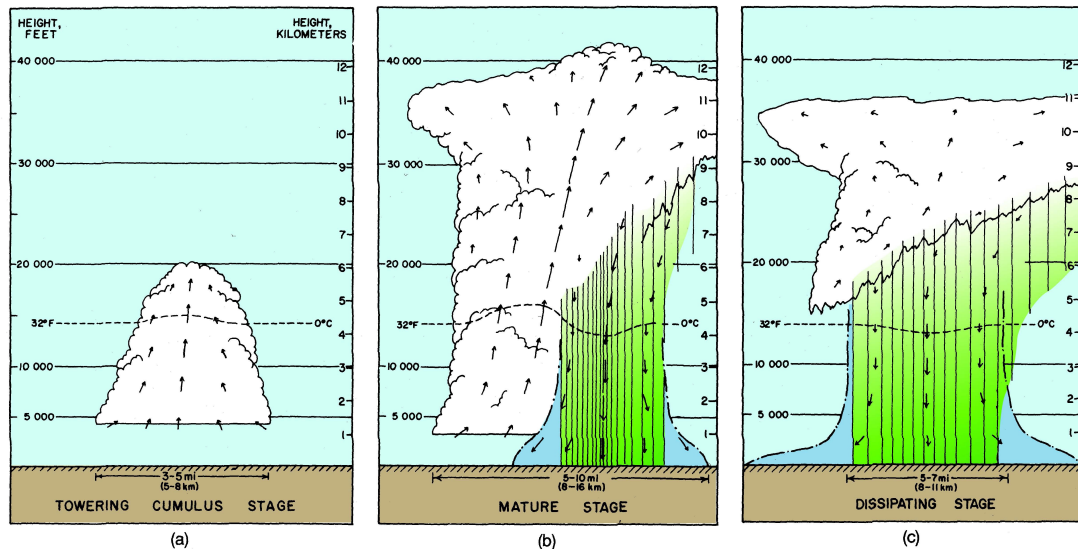
Der Lebenszyklus eines Gewitters kann anhand einer isolierten Einzelzelle (Abbildung 2.1) beschrieben werden. Laut Byers & Braham Jr. (1948) durchläuft ein Gewitter grundsätzlich immer dieselben drei Phasen: Wachstums-, Reife- und Dissipationsphase. Nach Cotton & Anthes (1989) ist die Wachstumsphase gekennzeichnet durch mehrere wachsende Wolkentürme, die hauptsächlich aus Aufwinden bestehen und durch die Feuchtekonvergenz in der Grenzschicht angetrieben werden, siehe dazu Abbildung 2.1 (a). Der sich bereits im oberen Bereich der Wolke bildende Niederschlag fällt dabei nicht zu Boden, da er durch die starke Vertikalbewegung in der Höhe gehalten wird. In der Regel erreicht die Wolkenobergrenze in 10 bis 15 Minuten die Tropopause, wo aufgrund der stabilen Schichtung die Gewitterzelle nicht mehr vertikal wachsen kann. Falls eine konvektive Zelle allerdings übermäßig kraftvolle Aufwinde besitzt, kann sie in noch höhere Bereiche eindringen und ein kurzlebiger, sogenannter „overshooting-top“ wird über dem Amboss sichtbar (vgl. Bedka et al., 2010). Die im oberen Bereich der Wolke wachsenden Wassertropfen und Eispartikel erreichen irgendwann ein zu großes Gewicht, um vom Vertikalwind weiter in der Höhe gehalten zu werden. Falls die Hydrometeore schließlich Richtung Erdboden fallen, führt die dabei auftretende Luftreibung sowie die Verdunstungskühlung zu einer Entwicklung von Abwinden, die eventuell den Boden erreichen und sich als sogenannte Böenfront („gust front“) am vorderen Rand als Ausfluss ausbreiten (Doswell III., 1996). Hat die Gewitterzelle eine ausreichende Windscherung mit der Höhe, können Aufwind- und Abwindschote parallel existieren. Fehlt die Scherung dagegen, so zerstören die Abwinde die Aufwinde, und die Zelle wird sich sehr schnell abschwächen.

Nach Klose (2008) beginnt das Reifestadium eines Gewitters, wenn der Niederschlag aus dem oberen Bereich des Cumulonimbus den Boden erreicht (siehe Abbildung 2.1 (b)). Es dauert im Durchschnitt ca. 20 Minuten und endet, wenn die Gewitterzelle ihre maximale Stärke erlangt hat. Dies ist verbunden mit den stärksten Auf- und Abwinden, Starkniederschlägen und sehr häufigen Blitzentladungen (siehe Doswell III., 1996).

Die Dissipationsphase (vgl. Abbildung 2.1 (c)) ist durch überwiegende Abwinde in der Gewitterzelle gekennzeichnet, alleine im oberen Bereich der Wolke können noch Aufwinde existieren. Die Böenfront entfernt sich gleichzeitig immer weiter von ihrem Ursprung und kann durch Hebung der Luft die Aufwinde seiner alten Zelle nicht mehr weiter „füttern“, wodurch diese sich langsam auflöst. In der Dissipationsphase überwiegt schwacher aber stetiger stratiformer Niederschlag. Nach Klose (2008) beträgt die Gesamtlebensdauer einer Einzelzelle in der Regel 45 bis 60 Minuten.

Zu den eindrucksvollsten Begleiterscheinungen eines Gewitters gehören Blitze. Die Entladungsrate in einer Einzelzelle liegt im Normalfall bei ein bis zehn, die maximale bei ca. 30 pro Minute (Klose, 2008). Nach Klose (2008) kommt es zur Entladung, wenn eine kritische Feldstärke von mehr als 10^6 V/m erreicht wird. Es folgt der elektrische Durchschlag, bei dem die Feldstärke in etwa drei Millionen Volt pro Meter beträgt, dabei wird im Blitzkanal eine Ladung von mehr als 10^{20} Elektronen transportiert. Die elektrische Energie wird dabei umgewandelt in Wärme, akustische (Donner) und elektromagnetische Energie, die gemessen werden kann (vgl. Betz et al., 2004). Bevor Blitze ausgelöst werden, muss in der

Gewitterzelle eine Trennung der Ladung in positiv und negativ geladene Bereiche stattfinden. Die verschiedenen Prozesse der Ladungstrennung sind allerdings physikalisch hochkomplex und noch nicht vollständig erforscht, so dass eine detaillierte Beschreibung den Rahmen der vorliegenden Arbeit sprengen würde. Daher wird an dieser Stelle für weitere Informationen auf Saunders (2008) verwiesen.



Abbildungung 2.1.: Drei verschiedene Stufen im Lebenszyklus eines Gewitters (Wachstums-, Reife- und Dissipationsphase). Aus Markowski & Richardson (2010), nach Byers & Braham Jr. (1949) und Doswell (1985).

Multizellengewitter werden als organisierte Komplexe beschrieben, bestehend aus zwei oder mehr Gewitterzellen in verschiedenen Entwicklungsstufen, welche sich in Zugrichtung eines fortschreitenden Sturmsystems formieren, durch den Komplex wandern und sich an dessen Rückseite auflösen (vgl. Browning, 1977; Marwitz, 1972b). Die neuen Zellen entstehen dabei durch den Kaltluftausfluss (Böenfront) aus der ursprünglichen Gewitterzelle, siehe dazu auch Abbildung 2.2. Die Böenfront, im englischen auch „squall line“ genannt, kann als kalter Dichtestrom an der Erdoberfläche betrachtet werden und zwingt somit die wärmere Umgebungsluft zum vertikalen Aufstieg. Ist die Schichtung der Atmosphäre ausreichend instabil und die Hebung stark genug, um die Luftpakete auf das Level der freien Konvektion zu bringen, können sich weitere Gewitterzellen bilden. Die Struktur der Zellen innerhalb einer Multizelle ändert sich dabei kontinuierlich (Houze, 1993). Ein Multizellensturmsystem setzt sich also aus einer Gruppe von konvektiven Zellen in verschiedenen Stufen ihres Lebenszyklus zusammen. Wenn sich der Kaltluftausfluss über ein großes Gebiet ausbreitet und dadurch flacher wird, reicht seine Hebewirkung unter Umständen nicht mehr aus, um Luftpakete auf das Level der freien Konvektion zu heben, was zu einem Ende des Wachstums neuer Zellen führt (siehe Kapitel 3, Doswell, 2001). Der Multizellensturm kann also solange andauern, wie die „squall line“ ausreichend Antrieb liefert und so die aufsteigenden Luftmassen eine positive Auftriebskraft erzielen (Fovell & Dailey, 1995). Nach dem Glossar der Amerikanischen Meteorologischen Gesell-

schaft („American Meteorological Society“) über Multizellen² haben diese meist eine Lebensdauer von mehreren Stunden, zusätzlich können auch Superzellen in ihrem System integriert sein.

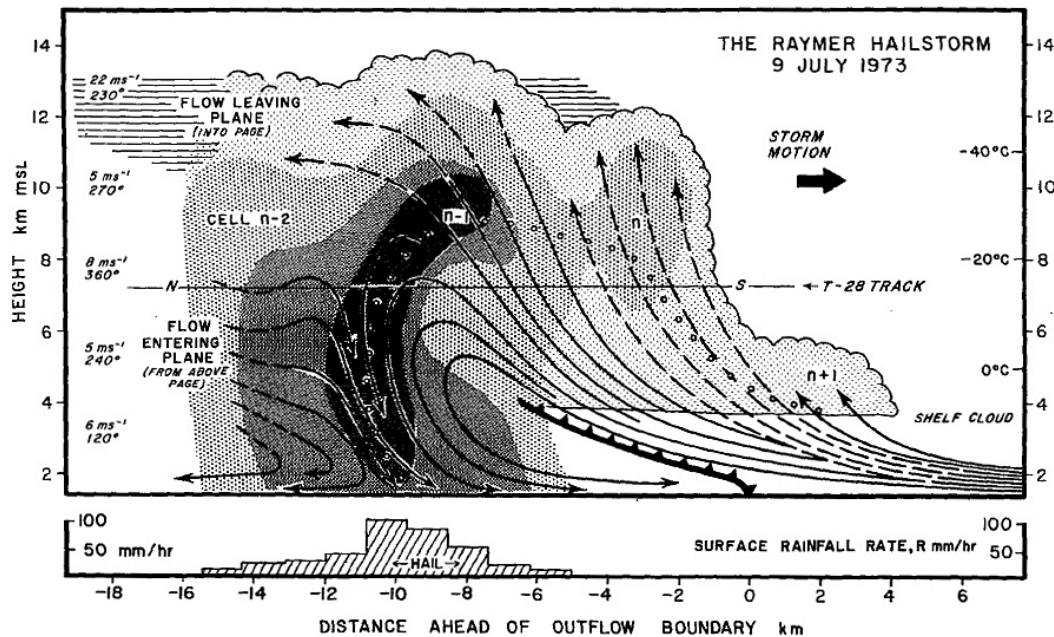


Abbildung 2.2.: Querschnitt einer Multizelle aus Browning et al. (1976). Das Sturmsystem zieht in der Abbildung von links nach rechts, die durchgezogenen, teils gestrichelten Linien zeigen den Luftfluss relativ zum bewegten System an. Das Kaltfrontsymbol (schwarze Linie mit Dreiecken) steht für den Ausfluss der kalten Luft (Böenfront/„squall line“) aus der Gewitterzelle. Gut zu erkennen ist, wie der Kaltluftausfluss die Entwicklung weiterer Gewitterzellen in Bewegungsrichtung des Sturmes begünstigt. Ganz links in der Abbildung ist eine alte, schon abgeschwächte Zelle dargestellt (n-2), die am stärksten entwickelte Gewitterzelle ist mit n-1 gekennzeichnet. Rechts davon sind durch den Kaltluftausfluss bereits zwei neue Zellen (n und n+1) in unterschiedlichen Stadien entstanden.

Laut Definition der Amerikanischen Meteorologischen Gesellschaft³ ist eine Superzelle ein oft gefährlicher konvektiver Sturm, der primär aus einer einzelnen, quasi stationären („quasi-steady“) rotierenden Aufwindströmung besteht und für einen viel längeren Zeitraum existiert als ein Luftteilchen braucht, um von der Basis des Aufwindes bis an seine Spitze zu steigen. Der Sturm kann dabei für mehrere Stunden andauern, möglich sind bis zu sechs, in extremen Fällen auch bis zu zwölf Stunden. Charakteristisch für eine klassische Superzelle ist eine hochreichende Windscherung und ein starker, unverzweigter, im Wolkeninneren zyklonal rotierender Aufwindstrom („updraft“), der sozusagen den Motor des Unwetters darstellt. Dieser wird auch als Meso-Zyklone bezeichnet (siehe Online-Lexikon des DWD⁴). Viele Studien dazu haben gezeigt, dass die Bildung einer Multi- bzw. Su-

²http://glossary.ametsoc.org/wiki/Multicell_convective_storm [19.05.2015]

³<http://glossary.ametsoc.org/wiki/Superzelle> [19.05.2015]

⁴<http://www.deutscher-wetterdienst.de/lexikon/index.htm?ID=S&DAT=Superzelle> [19.05.2015]

perzelle abhängig von der in der Sturmumgebung vorhandenen vertikalen Windscherung und Auftriebsenergie (z.B. Chisholm & Renick, 1972; Marwitz, 1972a,b) ist. Insbesondere werden Supercellstürme in einer Umgebung mit moderatem bis starkem Auftrieb und starker Windscherung begünstigt, während Multizellen eher in Gebieten mit starkem Auftrieb und niedriger Windscherung beobachtet werden (vgl. Weismann & Klemp, 1984). Der entscheidende Unterschied zwischen Super- und Nichtsupercellen ist dabei die Existenz der Mesozyklone innerhalb des Aufwindes. Generell weisen Supercellstürme größere Aufwinde auf als Einzel-/Multizellen und sind für einen überproportionalen Anteil an Unwettermeldungen („severe weather“) verantwortlich. Nach Markowski & Richardson (2010) werden nahezu alle Nachrichten von Hagel mit einem Durchmesser von 5 cm oder mehr mit Supercellen in Verbindung gebracht, dies gilt im Prinzip auch für fast alle Meldungen von starken und heftigen Tornados. Auch können sie extrem hohe Blitzraten mit mehr als 200 Blitzen pro Minute erzeugen.

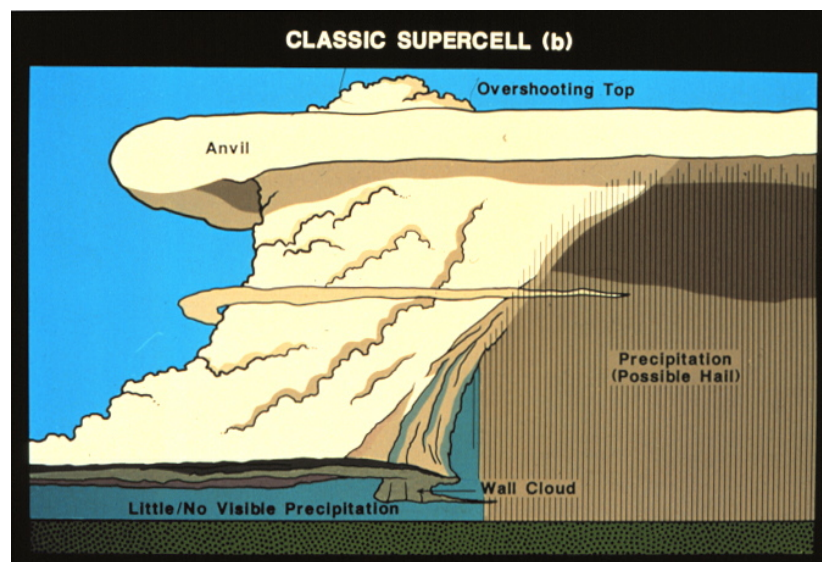


Abbildung 2.3.: Schematische Darstellung einer klassischen Supercelle, übernommen aus Doswell III & Burgess (1993). Unterhalb des rotierenden Aufwindeschlotes ist kaum Niederschlag messbar, dieser befindet sich im Bereich hinter der „wall cloud“ und fällt als Regen oder auch Hagel aus höher liegenden Bereichen der Zelle aus. Durch die starken, rotierenden Aufwinde bildet sich ein ausgeprägter Amboss mit einem in den meisten Fällen vorhandenen „overshooting top“.

Falls nach diesem kompakten Exkurs ein tieferer Einblick in die Theorie der Gewitterstürme gewünscht ist, sei an dieser Stelle ein Blick in Doswell (2001) empfohlen. Diese Kollektion von 13 Artikeln deckt nahezu alle Bereiche die Gewitter betreffen ab, von einem Überblick über schwere Gewitter, numerische Modellierung, Tornados, Hagelstürme, Sturzflutvorhersagen („flash flood forecasts“) bis hin zur Elektrifizierung von Gewitterzellen. Eine Zusammenfassung über das Auftreten von Tornados in Mitteleuropa findet sich zum Beispiel in Dotzek et al. (2009). Ein Einblick in die theoretische Herangehensweise, etwa die Betrachtung der Bewegungsgleichungen und thermodynamischen Prozesse, findet man dagegen unter anderem in Cotton & Anthes (1989), Emanuel (1994) oder Houze (1993).

2.2. Problematik von Gewittervorhersagen

Wie bereits im vorherigen Kapitel zusammengefasst, sind Gewitter kleinräumige Wetterphänomene mit einer kurzen Lebensdauer und dabei stark abhängig von der Auslösung hochreichender Konvektion, die allerdings wiederum von kleinräumigen atmosphärischen Gegebenheiten abhängt, die von dem routinemäßigen Beobachtungsnetz nicht erfasst werden. Aufgrund dieser Voraussetzungen ist es mit den heutigen Wettervorhersagemodellen nicht möglich, Gewitterzellen räumlich und zeitlich über mehrere Stunden im Voraus vorherzusagen. Das liegt an den Eigenschaften der Modelle, siehe dazu auch Kapitel 4.2. So können zum Beispiel operationelle Wettervorhersagemodelle mit Gitterweiten von bestenfalls einigen Kilometern kleine Gewitterzellen nicht auflösen. Diverse subskalige Prozesse, wie zum Beispiel Konvektion, müssen daher in der Modellphysik parametrisiert werden. Allerdings kann auch die beste Parametrisierung nicht die gewünschten Ergebnisse liefern, wenn Anfangs- und Randbedingungen noch nicht einmal in der räumlichen und zeitlichen Auflösung des Modells vorliegen. Daher ist es sinnvoll, sich nicht auf den Modelloutput zu verlassen, sondern nach Lösungen zu suchen, Gewitter zum Beispiel probabilistisch vorherzusagen.

2.3. Gewittervorhersagen - Vor- und Nachteile verschiedener Methoden

In Kapitel 1 wurde eine Übersicht über bereits vorhandene Methoden zur Vorhersage von Gewittern gegeben. Im folgenden Kapitel soll im Detail untersucht werden, welche Vor- und Nachteile die verschiedenen Vorhersagetechniken mit sich bringen.

In-situ Messungen

In-situ, lateinisch für „am Ort“, werden Messungen genannt, die am Ort des Geschehens durch Messinstrumente durchgeführt werden. Eine Methodik zur Vorhersage von Gewittern, die auf dieser Messtechnik beruht, ist die Verwendung von Radiosondendaten aus Radiosondenaufstiegen. Literaturbeispiele sind etwa Manzato (2005) (Ableitung von Indizes aus Radiosondendaten und Verwendung in neuronalem Netzwerk) oder auch Mueller et al. (2003) (Kombination von Radiosonden- mit Mesonet-Daten). Auch lässt sich die aus Radiosondenaufstiegen gemessene Windscherung sowie Auftriebskraft verwenden, um das Potential von Tornados in möglichen Gewitterzellen abzuschätzen (siehe Duplika & Reuter, 2006). Ein Vorteil der Radiosondenmessungen ist dabei durch die große Aufstiegshöhe des Ballons bis in ca. 30 km Höhe gegeben. Dadurch bieten die Radiosondendaten einen umfassenden Überblick über den Zustand der Atmosphäre. Parameter wie Temperatur, Taupunkt, relative Feuchte, Wasserdampf-mischungsverhältnis, Windrichtung und Stärke sowie weitere Größen werden in einem vertikalen Profil festgehalten. Dadurch kann abgeschätzt werden, ob die

Randbedingungen der Atmosphäre (Instabilität, Feuchte) die Entwicklung von Gewittern begünstigen. Allerdings weisen Gewittervorhersagen auf der Basis von Radiosondendaten zwei größere Nachteile auf. Wie in Abbildung 2.4 am Beispiel Europa erkennbar, existiert kein dichtes räumliches Messnetz. Kleinskalig und räumlich begrenzte orographische Eigenschaften (z.B. Gebirge, große Seen), die einen Einfluss auf die Entwicklung von Gewittern haben, können nicht berücksichtigt werden. Zudem ist die zeitliche Auflösung der Messungen sehr grob. Radiosondenaufstiege werden im Normalfall nur zweimal täglich um jeweils 0000 und 1200 UTC gestartet. Markante Wetterumschwünge, wie zum Beispiel eine um 1800 UTC durchziehende Kaltfront, die durch Hebung von warmen Luftmassen Gewitter an einem bestimmten Ort auslöst, können mit Radiosondendaten von 1200 UTC nicht abgeschätzt werden.



Abbildung 2.4.: Die Abbildung zeigt alle Orte, an denen in Europa zweimal täglich Radiosondenaufstiege stattfinden (Quelle: Homepage der Universität von Wyoming⁵).

Fernerkundung

Die Fernerkundung („remote sensing“) bietet eine weitere Möglichkeit, Gewitter zu erkennen („detection“), verfolgen („tracking“) und für kurze Zeiträume (0-2 h) deterministisch vorherzusagen („nowcasting“). Diese Methodik wird im folgenden Abschnitt anhand von Vorhersagesystemen basierend auf Radar- und Satellitendaten genauer vorgestellt. So verwenden zum Beispiel die Algorithmen TITAN (Dixon & Wiener, 1993) und Rad-TRAM (Kober & Tafferner, 2009) Radardaten. Durch die Wahl bestimmter dBZ-Grenzwerte werden aus dem Echtzeit Radarfeld Gewitter- bzw. Starkniederschlagszellen erkannt. Im TITAN Algorithmus wird zwischen vier verschiedenen Sturmtypen unterschieden (15-50 dBZ), in Rad-TRAM dagegen der Wert von 37 dBZ zur Erkennung verwendet. Durch

⁵<http://www.weather.uwyo.edu/upperair/sounding.html> [19.05.2015])

Abgleichprozesse der erkannten Zellen zu zwei verschiedenen Zeitpunkten T_1 und T_2 kann die Zugbahn einer individuellen Gewitterzelle verfolgt („tracking“) werden. Anschließend wird die Kurzzeitfristvorhersage („nowcasting“) berechnet. Im Rad-TRAM Algorithmus werden dabei die detektierten Starkniederschlagszellen mit Hilfe ihrer abgeleiteten Verschiebungsvektorfelder bis zu einer Stunde deterministisch vorhergesagt. Durch Extrapolation der einzelnen Pixel kann sogar der Trend (Größen-/Formveränderung) der Zellen berücksichtigt werden (vgl. Kober & Tafferner, 2009). Im TITAN Algorithmus werden die Kurzzeitfristvorhersagen mit einem linearen Trendmodell auf Basis einer doppelten, exponentiellen Glättung (vgl. Abraham & Ledolter, 1983) bestimmt. Dies ist, vereinfacht ausgedrückt, ein lineares Regressionsmodell, mit welchem die zu vorherigen Zeitschritten gemessenen Werte exponentiell abnehmend gewichtet werden. Die Vorteile der Fernerkundung von Gewittern auf der Basis von gemessenen Radarreflektivitäten liegen dabei auf einer guten Abdeckung mit Echtzeit-Radardaten. Dies gilt zumindest für dicht besiedelte Gebiete (Mitteleuropa, USA). Dadurch ist eine gute Erkennung, Verfolgung und Kurzzeitfristvorhersage von einzelnen Gewitterzellen gewährleistet. Eine hohe zeitliche Auflösung sorgt dabei für eine gute Abbildung der aktuellen Wettersituation. Nachteile der Fernerkundung mit Radardaten sind dagegen in der Vorhersagezeit der Gewitter-/Starkniederschlagszellen zu suchen. So beschränkt sich in beiden Algorithmen der Vorhersagezeithorizont auf die Kurzzeitfristvorhersage bis maximal eine Stunde. Zudem können aus den Echtzeit Radardaten nur bereits entwickelte Gewitterzellen detektiert und vorhergesagt werden, da eine signifikante Menge an Niederschlag in der Zelle vorhanden sein muss, um hohe Reflektivitätswerte messen zu können. Vorhersagen für noch nicht existierende oder sich gerade entwickelnde Gewitterzellen sind also nicht möglich, da neu ausgelöste Konvektion („convective initiation“; CI) im Radarfeld nicht erkannt werden kann.

Die Erkennung und Vorhersage von Gewittern basierend auf Satellitendaten soll anhand der beiden Algorithmen Cb-TRAM (Zinner et al., 2008) und „The University of Wisconsin Convective Initiation nowcasting algorithm“ (UWCI) (Siegfall et al., 2011) näher erläutert werden. Im Allgemeinen werden bei der Fernerkundung mit Satelliten verschiedene Wellenlängen im unteren μm -Bereich verwendet, die Aufschluss über zum Beispiel Temperatur an der Wolkenobergrenze, Rauigkeit der Wolkenschicht oder Wasserdampfgehalt geben. Für den UWCI Algorithmus kommen dabei Daten vom multispektralen GOES-12 („Geostationary Operational Environmental Satellite-12“) Satelliten zur Anwendung. Durch Verwendung verschiedener spektraler Kanäle und einem sogenannten „cloud-type-algorithm“ kann jedes Pixel aus der Auflösung des GOES-12 Satelliten in verschiedene Kategorien wie wolkenlos, flüssiges Wasser, unterkühltes flüssiges Wasser und weitere eingeteilt werden. Das Ziel des UWCI Algorithmus ist dabei die Kurzzeitfristvorhersage von sich neu entwickelnder Konvektion. In Cb-TRAM werden Daten vom Meteosat 8 Satelliten (Messinstrument = SEVIRI) verwendet. Verschiedene spektrale Kanäle ermöglichen dabei die Erkennung von Gewitterzellen in drei verschiedenen Stufen (siehe dazu auch Abschnitt 4.3.3). Die Verfolgung („tracking“) und Kurzzeitfristvorhersage („nowcasting“) individueller Zellen erfolgt analog zu Rad-TRAM. Die Vorteile der Fernerkundung mit Satellitendaten liegen dabei

auf einer sehr großen räumlichen Abdeckung plus einer permanenten Datenupdate rate von 5 bis 15 Minuten für geostationäre Satelliten (Siegfall et al., 2011). Dadurch können signifikante Änderungen der aktuellen Wettersituation schnell und zuverlässig erkannt werden. Auch weisen die satellitenbasierenden Systeme einen wichtigen Vorteil gegenüber den radargestützten Algorithmen auf. So kann das Anfangswachstum einer Gewitterzelle („convective initiation“; CI) durch eine schnelle Abkühlung der Temperatur an der Wolkenobergrenze im Infrarotbild erkannt werden, und zwar 30 bis 45 Minuten früher als signifikanter Niederschlag mit einem Bodenradar registriert wird (vgl. Roberts & Rutledge, 2003). Ein Nachteil der Gewittererkennung mit Satelliten ist durch die Störung anderer Wolkenphänomene gegeben. So kann laut Siegfall et al. (2011) der UWCI Algorithmus nur Konvektion in Gebieten detektieren, die nicht von einer Eisschicht abgeschattet werden. Dies betrifft auch Cb-TRAM. Zudem ist die Kurzzeitvorhersage wieder auf maximal eine Stunde begrenzt.

„Model Output Statistics“ (MOS) - Verwendung von Statistik

Die „Model Output Statistics“ (MOS) - Methodik wird für die Berechnung statistischer Wettervorhersagen verwendet. Erstmals beschrieben wird dieses Verfahren in Glahn & Lowry (1972). In der heutigen Wettervorhersage wird die MOS Methode meist in Verbindung mit NWP Modelloutput verwendet, was im folgenden Abschnitt genauer erklärt werden soll. Bei MOS Verfahren handelt es sich oft um multilineare Regressionsgleichungen, die dazu dienen, den direkten Modelloutput (Vorhersagen) eines numerischen Wettermodells für einen bestimmten Ort anhand von Beobachtungen (z.B. Stationsmesswerten) zu verifizieren und gegebenenfalls zu verändern. Die Kombination von standortbezogenen Messungen und Modelloutput soll dabei genauere Vorhersagen für den jeweiligen Ort zur Folge haben. In Glahn & Lowry (1972) ist die multilineare Regression in allgemeiner Form folgendermaßen beschrieben:

$$\hat{Y} = a_0 + a_1X_1 + a_2X_2 + \dots + a_iX_k \quad (2.1)$$

Multilineare Regression sorgt im Allgemeinen für die Verknüpfung einer abhängigen Variable Y, auch Prädiktant („predictand“) genannt, mit k unabhängigen Variablen bzw. Prädiktoren („predictors“) X_i , wie in Formel 2.1 dargestellt. Dies erlaubt eine Abschätzung des Prädiktants als lineare Kombination der Prädiktoren. Bezogen auf die Anwendung in der Nachbearbeitung („postprocessing“) von numerischem Modelloutput bedeutet dies vereinfacht ausgedrückt: Modelloutput wird mittels objektiver statistischer Verfahren neu interpretiert, dadurch kann der vom Modell direkt vorhersagte Wert („Direct Model Output“) verändert werden (Steinhorst, 2009). Das Ziel ist dabei eine Verbesserung der Prognosen aus NWP Modelloutput. Innerhalb der nationalen Wetterdienste findet die MOS Technik ein breites Anwendungsspektrum. Eine Übersicht über die aktuellen MOS Vorhersageprodukte des amerikanischen Wetterdienstes („National Weather Service“) ist auf dessen Homepage⁶ zu finden. Auch der DWD verwendet

⁶<http://www.nws.noaa.govmdl/synop/products.php.outage> [19.05.2015]

verschiedene MOS Produkte, um seine Vorhersagen aus numerischen Modellen zu verbessern. Eine Übersicht darüber findet sich zum Beispiel in Hirsch et al. (2014). Die Vorteile eines MOS Systems liegen auf der Hand. Die Verwendung dieser Technik in Kombination mit numerischen Wettermodellen ermöglicht die Erkennung von systematischen Modellfehlern und einer sich verschlechternden Modellgenauigkeit. Auch können die Vorhersagen mit Modellvariablen verbessert werden, in dem genau die Variablen ausgewählt werden, die nützlichere Vorhersageinformationen aufweisen. Zudem können mehrere Prädiktoren gleichzeitig verwendet werden. Insgesamt kann die Anwendung eines MOS Systems zu einer Verbesserung von längerfristigen Wettervorhersagen führen. Natürlich bringt diese Methodik auch einige Nachteile mit sich, die an dieser Stelle kurz genannt werden sollen. Die benötigten Regressionsgleichungen eines MOS Systems werden modellabhängig aufgestellt. Bei Änderungen am Modell selber muss dadurch das komplette System modifiziert werden. Zudem wird eine umfassende, sich über mehrere Jahre erstreckende Statistik benötigt (historische Modelldaten, Stationsbeobachtungen), um die benötigten Regressionsgleichungen aufstellen zu können.

„Numerical Weather Prediction“ (NWP) Modelloutput - Deterministisch

Eine weitere Methodik zur Bestimmung von Gewittervorhersagen ist die Verwendung von deterministischem „Numerical Weather Prediction“ (NWP) Modelloutput. Durch die Kombination bestimmter Modellparameter lassen sich verschiedene Gewitterindizes berechnen, die einen Überblick über die Stabilität der Atmosphäre geben. Im englischen Sprachgebrauch werden sie deshalb auch „Atmospheric Stability Indices“ genannt. Eine Übersicht über eine Reihe von verschiedenen Gewitterindizes ist auf der Homepage der NOAA⁷ zu finden. Für die Vorhersage von Gewittern oft verwendete Größen sind etwa der „Lifted Index“ (LI), „Showalter Index“ (SI), „Total Totals Index“ (TT), „K Index“ (K), „Bulk Richardson Number“ (BRN) oder auch CAPE („Convective Available Potential Energy“). Diese Indizes umfassen jeweils einen bestimmten Wertebereich, dessen Zahlenwerte in linguistische Aussagen über eine mögliche Entwicklung von Gewittern übersetzt werden. In Tabelle 2.1 ist dies am Beispiel des „Lifted Index“ dargestellt. Die meisten der erwähnten Indizes werden dabei aus einem, maximal zwei Parametern aus NWP Modelloutput berechnet. Dabei werden oft die Temperatur und der Taupunkt auf verschiedenen Höhenlevels miteinander verglichen, um die Instabilität der Atmosphäre abschätzen zu können. Auch andere Modellvariablen können eine Rolle spielen, im Falle der „Bulk Richardson Number“ wird zum Beispiel die Windscherung verwendet.

⁷<http://www.srh.noaa.gov/ffc/?n=gloss2> [19.05.2015]

Lifted Index (LI)	Bewertung bzgl. Gewitterentwicklung
$LI > 2$	Keine signifikante Aktivität
$0 < LI < 2$	Gewitter mit einer anderen Hebungsquelle möglich
$-2 < LI < 0$	Gewitter u.U. möglich
$-4 < LI < -2$	Gewitter wahrscheinlicher, auch schwere („severe“)
$LI < -4$	Schwere („severe“) Gewitter sind möglich

Tabelle 2.1.: Die Tabelle zeigt die Einteilung des Wertebereiches des „Lifted Index“ hinsichtlich linguistischer Aussagen über die Entwicklung von Gewittern. Diese Einteilung von der bereits vorher erwähnten Homepage der NOAA übernommen.

Die Vorteile der Gewitterindizes liegen dabei in ihrer Berechnung aus numerischen Modelloutput. Abhängig vom Modell, weisen sie eine hohe zeitliche und räumliche Auflösung auf und können für relativ große Domains bestimmt werden. Zudem ist eine längerfristige Vorhersage möglich, im Fall des COSMO-DE Modell bis zu 21 Stunden. Ein großer Nachteil der Indizes ist ihre Abhängigkeit von meist nur maximal ein bis zwei Modellparametern (z.B. Temperatur und Taupunkt) und damit ihre Kopplung an die Prognoseunsicherheiten des Modells. Dies soll am Beispiel der Größe CAPE erklärt werden. Gibt die Vorhersage dieses Index einen starken Hinweis auf die mögliche Bildung von Gewittern, bedeutet dies noch lange nicht, dass sich auch die entsprechenden Gewitterzellen entwickeln. So sagt ein hohes CAPE aus, dass in der mittleren Atmosphäre viel potentielle Energie für einen starken vertikalen Aufstieg von Luftteilchen verfügbar ist. Daraus kann aber keine Aussage abgeleitet werden, ob zum Beispiel am Boden bzw. in der Grenzschicht genügend Hebung vorhanden ist, um die Luftteilchen auf das Level der freien Konvektion zu bringen, damit diese anschließend die verfügbare potentielle Energie zum vertikalen Aufstieg nutzen können. Aus der alleinigen Betrachtung von CAPE kann also keine sichere Aussage darüber getroffen werden, ob sich im Laufe eines Tages auch wirklich Gewitter entwickeln. Dieser Index gibt nur einen Hinweis darüber, ob ein Teil der Randbedingungen der Atmosphäre für Gewitterbildung geeignet ist. Dies gilt auch für alle anderen bereits erwähnten Indizes. Ein weiterer Nachteil der Gewitterindizes ist die Verwendung von starren Grenzwerten hinsichtlich der Prognose der Wahrscheinlichkeit des Auftretens und Mächtigkeit möglicher Gewitterzellen. Für einen potentiellen Anwender der Vorhersagen ist es nicht nachvollziehbar, dass bei einem „Lifted Index“ von -1,99 keine schweren („severe“) Gewitter möglich sein sollen, für -2,01 aber schon. Diese Art der Einteilung entspricht nicht der menschlichen Logik. Eine Interpretation der Gewitterindizes streng nach den definierten, starren Grenzwerten könnte also zu Fehlern in einer Gewittervorhersage führen.

Explizit auf den deterministischen Output des COSMO-DE Modells wurde eine sogenannte „Neighborhood“-Methodik zur Berechnung von probabilistischen Vorhersagen angewandt. Diese Technik nennt sich im Allgemeinen „probabilistic postprocessed forecasts“ (PPPF). Da innerhalb der Verifikation der vorliegenden Dissertation eine aus dem COSMO-DE Modelloutput berechnete Gewitterwahrscheinlichkeit verwendet wird, soll die „Neighborhood“-Technik an dieser Stelle einmal kurz vorgestellt werden. Die folgenden Informationen sind dabei in Theis

et al. (2005) zu finden. Um für einen bestimmten Gitterpunkt (x_0, y_0) zur Vorhersagezeit (T_0) des COSMO-DE Modells eine Wahrscheinlichkeit zu berechnen, wird um diesen in der Nachbearbeitung („postprocessing“) des COSMO-DE Modelloutputs eine räumliche und zeitliche „Neighborhood“ aufgespannt. Dies ist schematisch in Abbildung 2.5 dargestellt. Dadurch können zeitliche und räumliche Unsicherheiten in den COSMO-DE Modellvorhersagen berücksichtigt werden. Die „Neighborhood“ wird dabei verwendet, um eine Wahrscheinlichkeit des Überschreitens („probability of exceeding“) von definierten Schwellenwerten an einem Gitterpunkt aus dem Output eines einzelnen COSMO-DE Modelllaufes zu bestimmen. In Theis et al. (2005) wird dies anhand der Vorhersage von Niederschlag demonstriert. Zuerst müssen für bestimmte Parameter aus dem Modelloutput Schwellenwerte für das Auftreten von Niederschlag definiert werden. Falls die Werte überschritten werden, bedeutet dies Niederschlag an diesem Gitterpunkt des COSMO-DE Modells. Die Wahrscheinlichkeit des Überschreitens dieser Schwellenwerte an dem bestimmten Punkt (x_0, y_0) ergibt sich dann aus der Anzahl an Gitterpunkten innerhalb der „Neighborhood“, für die Niederschlag angezeigt wird, dividiert durch die Anzahl aller Gitterpunkte der „Neighborhood“. Das Ergebnis ist die gewünschte probabilistische Vorhersage. Die Information über die Wahrscheinlichkeit erlaubt dabei die Vorhersagen an den individuellen Entscheidungsfindungsprozess eines Nutzers anzupassen. Durch Wahl bestimmter Schwellenwerte für verschiedene Parameter, bei deren Überschreiten Gewitter angenommen werden, kann in der Nachbearbeitung des COSMO-DE Modelloutputs eine Gewitterwahrscheinlichkeit bestimmt werden. Diese Parameter mit dazugehörigen Grenzwerten sind in Abschnitt 4.3.6 zu finden.

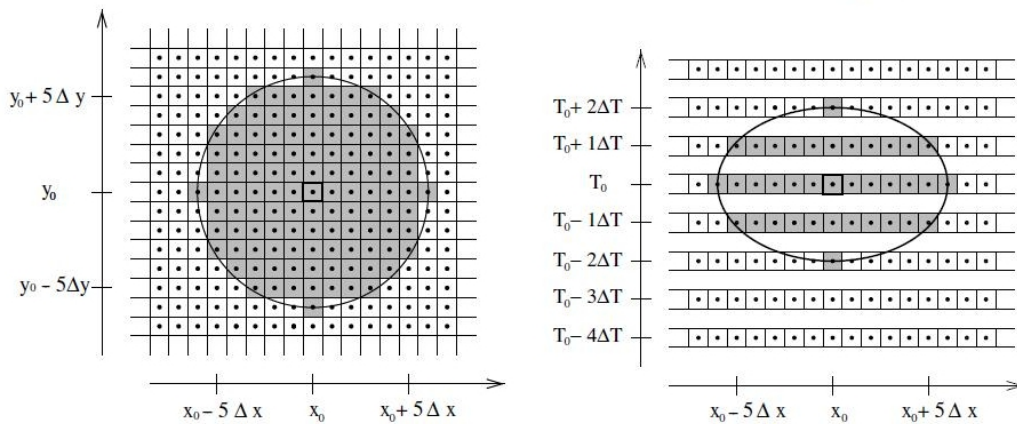


Abbildung 2.5.: Beispiel einer räumlich/zeitlichen Umgebung an einem bestimmten Gitterpunkt (x_0, y_0) und Vorhersagezeit T_0 . Auf der linken Seite wird die räumliche „Neighborhood“ in der x/y-Ebene gezeigt, auf der rechten Seite in der x/T-Ebene. Δx und Δy kennzeichnen die Größe einer Gitterbox, ΔT den Zeitschritt zwischen den fortlaufenden Zeiten des Modelloutputs. Schattierte Gitterpunkte gehören zur „Neighborhood“. Die Abbildung ist übernommen aus Theis et al. (2005).

Im Allgemeinen stellt das Ableiten probabilistischer Vorhersagen aus NWP Modelloutput ohne Verwendung von Ensemblesimulationen und historischen Fehlerstatistiken keine zufriedenstellende Methodik dar. Die berechneten Ergebnisse

sind dabei limitiert gegenüber zum Beispiel echten Ensemblevorhersagen mit Vorhersageunsicherheiten aufgrund verschiedener Anfangsbedingungen und modellbezogenen Fehlern (Theis et al., 2005). Auch ist diese Methodik wieder abhängig von gewählten starren Schwellenwerten für bestimmte Parameter innerhalb der Nachbearbeitung des Modelloutputs. Ein Vorteil der „Neighborhood“ Technik ist, dass die Ableitung von probabilistischen Vorhersagen aus einem deterministischen Modelloutput keinen großen Aufwand darstellt. Der allgemeine Hauptnutzen von „probabilistic postprocessed forecasts“ liegt dabei in ihrer Vielfalt an Vorhersagen für verschiedene Nutzer und deren unterschiedlichen Bedürfnisse (Theis et al., 2005).

„Numerical Weather Prediction“ (NWP) Ensemblevorhersagen

Der Bedarf an Ensemblevorhersagen wird in Buizza et al. (2005) sehr gut beschrieben: Die Vorhersagbarkeit von Wetter wird durch Modellfehler und einer nur an die Realität angenäherten Simulation atmosphärischer Prozesse innerhalb numerischer Wettermodelle beschränkt. Durch diese zwei Fehlerquellen ist die Vorhersagegenauigkeit von einzelnen, deterministischen Vorhersagen limitiert, was sich meist in unberechenbaren Prognosen ausdrückt. Auf Tage mit guten/schlechten Vorhersagen folgen Tage mit guten/schlechten Vorhersagen. Ensemblevorhersagen sind dabei ein sinnvoller Weg, um einzelne, deterministische Prognosen mit einer Abschätzung der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion („probability density function“) von Vorhersagezuständen sinnvoll zu ergänzen.

Im Allgemeinen können also mit Ensemblevorhersagen die Unsicherheiten von Prognosen besser abgeschätzt werden. Ähneln sich zum Beispiel für alle Ensemblemember die Vorhersageergebnisse im gesamten Zeitraum einer zehntägigen Niederschlagsvorhersage, ist dies ein starker Hinweis darauf, dass die Vorhersage für diesen Zeithorizont relativ sicher ist. Für „Numerical Weather Prediction“ (NWP) Ensemblevorhersagen werden pro Ausgabezeitpunkt eines Modelllaufes mehrere Member gleichzeitig berechnet, die meist aus unterschiedlichen Randbedingungen und physikalischen Eigenschaften des Modells bestimmt werden. Dies soll einmal anhand des COSMO-DE EPS Modells (vgl. Theis et al., 2012) genauer dargelegt werden. Dieses „Ensemble Prediction System“ (EPS) gibt insgesamt 20 Member pro Modelllauf aus, die über die Variation von seitlichen Randbedingungen, Anfangsbedingungen und die Modellphysik generiert werden. In Abbildung 2.6 ist dies schematisch dargestellt.

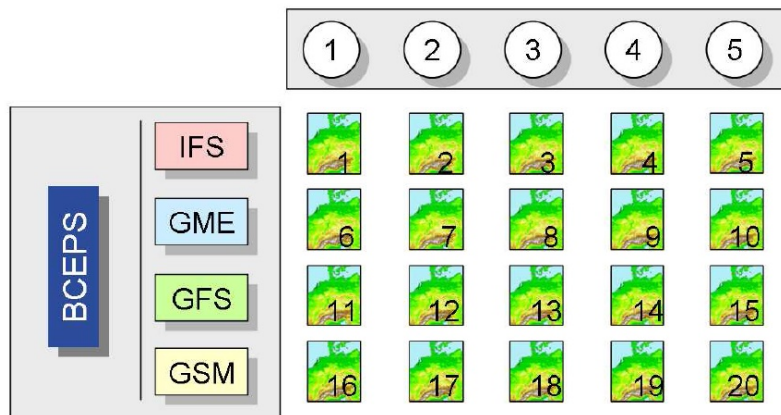


Abbildung 2.6.: Konstruktion der zwanzig Member im COSMO-DE EPS Modell. Die fünf Spalten stehen für die fünf verschiedenen COSMO-DE Modellkonfigurationen, die sich durch verschiedene Einstellungen in Bezug auf die Parametrisierung von flacher Konvektion, Wolkenmikrophysik, Grenzschicht und Turbulenz unterscheiden. Die vier Zeilen stehen für die vier Member des BCEPS („boundary condition ensemble prediction system“). Dieses umfasst die folgenden vier Modelle: Globalmodell GME, „Integrated Forecasting System“ (IFS), „Global Forecast System“ (GFS) und das „Global Spectral Model“ (GSM). Die Abbildung ist übernommen aus Theis et al. (2012).

Im Gegensatz zu einem einzelnen, deterministischen NWP Modelloutput können für jede Variable, berechnet aus Ensemblevorhersagen, verschiedene Produktarten bereitgestellt werden. Laut Theis et al. (2012) sind dies folgende:

- **Ensemblemittel:** Dies ist das arithmetische Mittel aller Ensemblemember.
- **Ensemble Spread:** Diese Größe ist in der Regel die Standardabweichung zwischen den Membern.
- **Maximum/Minimum der Member:** Dies ist jeweils der größte und kleinste Wert aus den Membern.
- **Quantile:** Die Quantile werden durch Sortierung der Member und anschließender Interpolation zwischen zwei Membern bestimmt. Dafür muss die Annahme getroffen werden, dass die Wahrscheinlichkeitsverteilung zwischen diesen beiden Membern eine lineare Funktion ist.
- **Wahrscheinlichkeiten:** Wahrscheinlichkeiten sind auf ein Ereignis bezogen, welches meist durch einen Schwellenwert definiert ist (z.B. Niederschlag > 10mm/h). Mit Hilfe linearer Interpolation zwischen Ensemblemembern wird die Wahrscheinlichkeitsverteilung berechnet, dann wird passend zum Schwellenwert die Wahrscheinlichkeit abgelesen.

Mit diesen verschiedenen Produktarten werden also die Prognoseunsicherheiten von NWP Modelloutput reduziert. Gewittervorhersagen mit den schon vorgestellten Gewitterindizes könnten durch eine Berechnung aus Ensemblevorhersagen verbessert werden. Falls bei Überschreiten definierter Schwellenwerte für

bestimmte Modellparameter Gewitterentwicklung angenommen wird, könnte unter Verwendung von Ensemblevorhersagen eine probabilistische Vorhersage von Gewittern (Gewitterwahrscheinlichkeit) ausgegeben werden. Dieser Ansatz wäre wahrscheinlich der „Neighborhood“-Methodik nach Theis et al. (2005) überlegen. Neben dem DWD mit dem COSMO-DE EPS Modell nutzen auch andere nationale Wetterdienste die Vorteile von Ensemblevorhersagen. Eine Übersicht über die Systeme des amerikanischen „National Weather Service“, zu erwähnen sind etwa das „Global Ensemble Forecast System“ (GEFS), „North American Ensemble Forecast System“ (NAEFS) und das „Short-Range Ensemble Forecast System“ (SREF), ist auf deren Homepage⁸ zu finden.

Zusammenfassung der Ergebnisse

Die in den vorherigen Abschnitten herausgearbeiteten Vor- und Nachteile verschiedener Methoden zur Vorhersage von Gewittern werden an dieser Stelle noch einmal kurz zusammengefasst. Die Methodik der In-situ Messungen wurde anhand von Radiosondenaufstiegen vorgestellt. Gewitterprognosen auf der Basis von Radiosondendaten bieten den Vorteil, dass die Vorhersagen auf einem real gemessenen vertikalen Profil vieler atmosphärischer Parameter beruhen. Der Nachteil dieser Methodik ist allerdings eine sehr grobe räumliche und zeitliche Auflösung. Als zweite Technik wurde die Fernerkundung anhand von Radar- und Satellitendaten vorgestellt. Diese Datenquellen weisen eine sehr hohe räumliche und zeitliche Auflösung auf, so dass die entsprechenden Algorithmen eine Erkennung, Verfolgung und Kurzzeitvorhersage einzelner Gewitterzellen von hoher Qualität ermöglichen. Ihre Nachteile zeigen sich darin, dass nur bereits entwickelte Gewitter erkannt und vorhergesagt werden können. Die Prognose von möglicher Gewitterentwicklung bis zu mehreren Stunden im Voraus ist mit den vorgestellten Fernerkundungsmethoden nicht möglich. Störungen durch andere Wetterphänomene, die sich negativ auf die Erfassung der Radar- oder Satellitendaten auswirken, können die Genauigkeit in der Erkennung einzelner Gewitterzellen verringern. Die Verwendung eines MOS Systems verknüpft die Statistik mit Vorhersagen. Durch den Abgleich mit langjährigen Beobachtungen (Stationsmesswerten) können mit dieser Technik zum Beispiel NWP Modellvorhersagen verbessert werden. Dazu muss allerdings eine mehrjährige Statistik über die gewünschten Parameter zur Verfügung stehen. Ein weiterer Nachteil ist, dass ein entwickeltes MOS System mit einem bestimmten Wettermodell verknüpft ist. Nach Änderungen an diesem Modell muss das System wieder neu aufgesetzt werden. Der nächste Punkt war die Berechnung von Gewitterindizes aus NWP Modelloutput. Diese Methodik hat den Vorteil, dass die Indizes von der hohen zeitlichen/räumlichen Auflösung des Modells profitieren und so auch längerfristige Vorhersagen möglich sind. Der entscheidende Nachteil der Gewitterindizes ist ihre Abhängigkeit von meist maximal zwei verschiedenen Parametern (z.B Temperatur und Taupunkt). Dies kann zu falschen Prognosen führen, wenn sich, aufgrund orographischer Besonderheiten oder nicht berücksichtigter atmosphärischer Parameter, die Gewitterentwick-

⁸<http://www.emc.ncep.noaa.gov/GEFS/.php> [19.05.2015]

lung anders verhält als mit einem Index vorhergesagt. Ein weiterer Nachteil der Gewitterindizes ist die Verwendung starrer Grenzwerte hinsichtlich der Vorhersage von Gewitterentwicklung. Die ebenfalls vorgestellte „Neighborhood“-Technik ermöglicht die Berechnung von probabilistischen Vorhersagen aus einem einzigen, deterministischen Modelloutput. Durch die Anwendung der „Neighborhood“ können die räumlichen und zeitlichen Unsicherheiten eines Modells berücksichtigt werden. Der Nachteil dieser Methodik ist ihre Limitierung gegenüber echten Ensemblevorhersagen in Bezug auf die Qualität der Ergebnisse. Durch die Verwendung von Ensemblevorhersagesystemen können Gewittervorhersagen aus NWP Modelloutput noch einmal verbessert werden. Die gleichzeitige Ausgabe vieler verschiedener Member, berechnet aus unterschiedlichen Randbedingungen und Modelleigenschaften, führt zu einer besseren Abschätzung der Prognoseunsicherheiten der numerischen Modelle.

Die gerade vorgestellten Methoden zur Vorhersage von Gewittern weisen jeweils bestimmte Vor- und Nachteile auf. Für den Cb-LIKE Algorithmus wurde sich für ein Fuzzy-Logik System zur Verknüpfung von Parametern aus COSMO-DE Modelloutput entschieden. Der Grund für diese Entscheidung wird innerhalb des Kapitels 3.2 (Fuzzy-Logik) und am Anfang von Abschnitt 4.3 (COSMO-DE Output) erklärt.

3. Methodik: Fuzzy-Logik

Zur Verknüpfung der eingehenden Modellparameter wurde in den Cb-LIKE Algorithmus ein neu entwickeltes Fuzzy-Logik System integriert. Fuzzy-Logik (engl. „fuzzy logic“) bedeutet Logik der Unschärfe. Mit dieser Methodik können Aussagen über Parameter nicht mehr nur als wahr oder falsch („0“ oder „1“) klassifiziert werden, diese können nun auch teilweise wahr bzw. falsch sein. Fuzzy-Logik bedeutet also eine Abkehr von der binären 0/1 Logik und ermöglicht die Einbindung menschlichen Denkens und Schlussfolgerns („human reasoning“) in ein Verfahren. Da das Fuzzy-Logik System das Herzstück des Cb-LIKE Algorithmus darstellt, ist an dieser Stelle eine kurze, generelle Einführung in die Methodik angebracht.

In den nun folgenden drei Abschnitten wird zuerst ein großer allgemeiner Überblick über die Fuzzy-Logik gegeben, auch unter Berücksichtigung der vorhandenen Literatur. Im zweiten Teil wird kurz dargelegt, welche Gründe für eine Verwendung dieser Methodik in Cb-LIKE sprechen. Dies geschieht unter Berücksichtigung von Kapitel 2.3. Im dritten Teil findet sich dagegen eine ausführliche Beschreibung über den generellen Aufbau eines Fuzzy-Logik Systems, vor allem bereits im Hinblick auf den Cb-LIKE Algorithmus.

3.1. Allgemeine Informationen

1965 veröffentlichte Lotfi A. Zadeh einen Artikel mit dem Titel „Fuzzy-Sets“ (Zadeh, 1965), und begründete damit die Theorie der Fuzzy-Logik. Der wissenschaftliche Durchbruch seiner revolutionären Ideen folgte acht Jahre später, als Ebrahim Mamdani und Sedrak Assilian diese erfolgreich für die Entwicklung eines Fuzzy-Reglers für eine Dampfmaschine verwendeten (Mamdani & Assilian, 1973). In den folgenden Jahren entwickelte sich die Anwendung der Unschärfelogik insbesondere in Japan rapide, wo zum Beispiel 1987 in Sendai ein U-Bahn System, entworfen von Hitachi unter der Verwendung von vorausschauenden Fuzzy-Reglern, in den Betrieb ging (vgl. Williams, 2009). Spätestens Anfang der 1990er Jahre wurde der Wert von Fuzzy-Logik Systemen in den Naturwissenschaften erkannt. Eine der ersten Anwendungen in den Atmosphärenwissenschaften war der 1993 entwickelte „Machine Intelligence Gust Front Detection Algorithm“ (MIGFA; Delanoy & Troxel, 1993).

Der einzigartige Beitrag von Fuzzy-Logik ist die Bereitstellung einer praktischen Anwendung zur Automatisierung komplexer Datenanalysen, Datenfusionen und Schlussfolgerungsprozessen, welche normalerweise von menschlichen Experten mit jahrelangem Training und teurer Erfahrung ausgeführt werden (Williams et al., 2009). Zum Einsatz kommt sie bei komplexen, hochgradig nichtlinearen Prozessen, für die keine einfachen mathematischen Modelle verfügbar sind, der

Prozess aber durch Expertenwissen mit Hilfe linguistischer Variablen und Fuzzy-Regeln gut beschrieben werden kann. Damit ist die Fuzzy-Logik auch gut in der Meteorologie anwendbar, da für viele Probleme in der Wettervorhersage keine exakten analytischen Lösungen existieren (Murtha, 1995). Fuzzy-Logik führt dabei, im Gegensatz zur konventionellen Logik, ein gewisses Maß an Unschärfe in ein System mit ein. Aussagen über Parameter können nun nicht mehr nur als „falsch“ oder „richtig“ („0“ oder „1“) klassifiziert werden, sondern sich in einem unscharfen Bereich von 0 bis 1 bewegen. Die vorhin erwähnten Fuzzy-Sets von Zadeh sind also eine Erweiterung der klassischen Sets/Mengen um einen mehrdeutigen Bereich. In einem klassischen Set gibt es für einen Wert nur zwei unterschiedliche Zugehörigkeitsgrade, er befindet sich also entweder inner- oder außerhalb (komplementäre Menge), während dagegen ein Fuzzy-Set eine dazwischenliegende Zugehörigkeit erlaubt (intermediäre Menge), erklärend dargestellt in Abbildung 3.1. Durch die intermediäre Eigenschaft der Fuzzy-Sets sind diese in der Praxis deutlich besser anwendbar als die komplementären Mengen. Dies liegt daran, dass in der menschlichen Denkweise ein Parameter (z.B. Temperatur) niemals in einzelne Sets mit strikten Grenzen eingeteilt wird, sondern fließende, unscharfe Übergänge bevorzugt werden. Mehr dazu in Abschnitt 3.3.

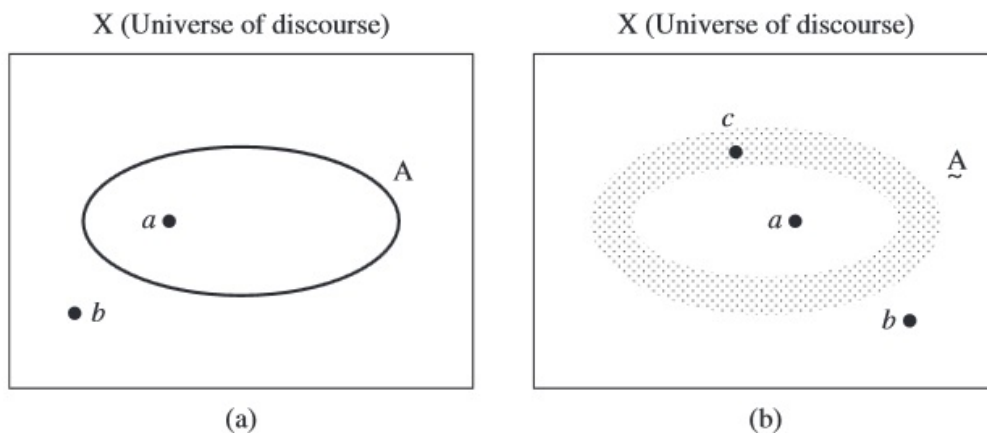


Abbildung 3.1.: Unterschied zwischen einer klassischen Menge (a) und dem Fuzzy-Set (b). In der linken Abbildung ist eindeutig festgelegt, dass Objekt a dem Set A zugeordnet ist, Objekt b dagegen nicht. In der rechten Abbildung dagegen wurde das klassische Set A um einen unscharfen Bereich erweitert, also zu einem Fuzzy-Set umdefiniert. Objekt a liegt innerhalb des Sets, b außerhalb, die Zugehörigkeit von Objekt c ist dagegen zweideutig (Quelle: Ross, 2010).

Ein kürzeres, sich aufs Wesentliche beschränkende Tutorial zur allgemeinen Entwicklung eines Fuzzy-Logik Systems ist in Jantzen (1998) zu finden. Für eine sehr detaillierte Einführung mit mathematischem Hintergrund kann dagegen auf das Standardwerk von Ross (2010), „Fuzzy-Logic - With Engineering Applications“, verwiesen werden.

3.2. Gründe für Anwendung eines Fuzzy-Logik Systems in Cb-LIKE

Fuzzy-Logik in der Meteorologie erfährt bis heute eine vielfältige Anwendung. Interessante Beispiele sind an dieser Stelle Systeme zur Vorhersage der Wahrscheinlichkeit von Strahlungsnebel (Murtha, 1995) oder Wolkenhöhe und Fernsicht (Hansen, 2007) sowie die Prognose von Blitzen (Kuk et al., 2012) bzw. Trockenperioden (Oezger et al., 2012). Bekannt ist auch das „Auto-Nowcast System“ (ANC) vom „National Center for Atmospheric Research“ (NCAR). Dieses verwendet eine Fuzzy-Logik Routine zur Kombination der auf Beobachtungen (Radar, Satellit, Sondierung, „Mesonet“ und Profiler) basierenden Vorhersagefelder (Mueller et al., 2003). Weitere Beispiele sind in Sharman et al. (2000) oder Kessinger et al. (2001) zu finden.

Die Berechnung der Cb-LIKE Gewittervorhersagen beruht auf einem Fuzzy-Logik System zur Kombination bestimmter COSMO-DE Modellparameter. In Kapitel 1.2 wurden bereits kurz die allgemeinen Vorteile dieser Methodik erwähnt. Im nun folgenden Abschnitt sollen daher einmal die spezifischen Gründe, die für eine Anwendung der Fuzzy-Logik in Cb-LIKE sprechen, kurz dargelegt werden. Dies gilt vor allem in Bezug auf die in Kapitel 2.3 vorgestellten Vor- und Nachteile verschiedener Methoden zur Gewittervorhersage. Ein erster Punkt, der für die Verwendung eines Fuzzy-Logik Systems spricht, ist die dadurch gegebene Möglichkeit einer unkomplizierten Verknüpfung mehrerer Modellparameter. Dadurch können Unsicherheiten in den Modellvorhersagen abgefangen werden. Falls an einem Gewittertag ein Parameter aus dem Modelloutput eine schlechte Prognose aufweist (z.B. CAPE), also fälschlicherweise keinen Hinweis auf eine mögliche Entwicklung von Gewittern gibt, würde sich dies aufgrund der Verknüpfung mit anderen Modellvariablen nicht unbedingt negativ auf die Vorhersage auswirken. Sprechen die anderen Modellparameter für die Entstehung von Gewitterzellen, würde Cb-LIKE trotz des Ausfalls der Größe CAPE noch einen hohen Gewitterindikator berechnen. Dies ist ein großer Vorteil gegenüber den in Kapitel 2.3 beschriebenen Gewitterindizes, die meistens nur über ein bis maximal zwei Parameter (z.B. Temperatur und Taupunkt) bestimmt werden. Der zweite Punkt, der für die Verwendung der Fuzzy-Logik spricht, war die Wahl des NWP COSMO-DE Modelloutputs als primäre Datenquelle für Cb-LIKE. Dadurch ist der neue Algorithmus direkt mit der Modellphysik verknüpft und beruht nicht auf einer Statistik wie bei Verwendung eines MOS Systems. Bei der Auswahl der Parameter aus dem Modelloutput musste damit nicht berücksichtigt werden, ob für diese eine passende, langjährige Statistik aus Beobachtungen von z.B. Messstationen verfügbar ist. Ein weiterer Vorteil ist, dass Cb-LIKE schnell und unkompliziert mit Daten eines anderen NWP Modells betrieben werden könnte. Dies ist bei MOS Systemen nicht möglich, da die multilinearen Regressionsgleichungen auf ein bestimmtes NWP Modell zugeschnitten sind. Diese müssen, bei Änderungen am Modell selber bzw. Verwendung einer anderen Datenquelle, neu aufgestellt werden. Ein weiterer wichtiger Punkt, der sich positiv auf die Entscheidung für ein Fuzzy-Logik System auswirkt, ist die Abkehr dieser Metho-

dik von scharfen/starren Grenzwerten. Wie bereits in Abschnitt 3.1 beschrieben, können in einem Fuzzy-Logik System Aussagen über Parameter nun auch „halb richtig/halb falsch“ sein. Feste/starre Schwellenwerte, ab denen Parameter ausschließlich für oder gegen die Entwicklung von Gewittern sprechen, müssen nicht mehr bestimmt werden, da nun fließende Übergänge zwischen den verschiedenen Aussagen ermöglicht werden. Die aus menschlicher Sicht unlogische Festlegung, dass zum Beispiel bei einem „Lifted Index“ von bis zu -1,99 keine schweren Gewitter erwartet werden, ab -2,01 aber schon, ist bei einem Fuzzy-Logik System nicht gegeben.

3.3. Aufbau eines generellen Fuzzy-Logik Systems

In Abbildung 3.2 ist ein typisches Fuzzy-Logik System dargestellt. Dieses besteht aus drei verschiedenen Hauptbereichen: „Fuzzification“, „Fuzzy Logic Inference“ und „Defuzzification“. Um die Fuzzifizierung durchführen zu können, müssen zuerst die Eingangsparameter („crisp input“) definiert werden. Der englische Ausdruck „crisp“ bezieht sich dabei auf den scharfen, eindeutigen Wert des Inputs, zum Beispiel 300 K für die Temperatur. Die Wahl und Anzahl der Eingangsparameter wird dabei vom Autor des Fuzzy-Logik Systems bestimmt. Es können beliebig viele in das System eingehen, die für den finalen Output wichtig erscheinen. Im Falle eines Fuzzy-Logik Systems zur Gewittervorhersage wären dies bestimmte atmosphärische Parameter. Wenn aber zum Beispiel die Höhe des Trinkgeldes für den Kellner in einem Restaurant ermittelt werden soll, dann eher Werte wie Service und Preis.

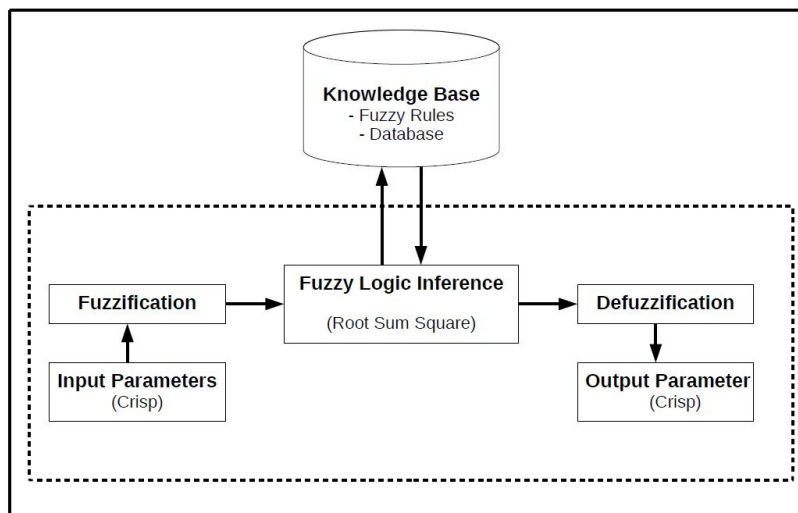


Abbildung 3.2.: Schematische Darstellung eines allgemeinen Fuzzy-Logik Systems (Nach Djam et al., 2011).

Im ersten Hauptabschnitt („Fuzzification“) werden für die Eingangsparameter Sets/Mengen definiert, die durch linguistische Variablen beschrieben werden müssen. Diese stellen die im vorherigen Abschnitt schon erwähnten Fuzzy-Sets

dar, die für jedes Fuzzy-Logik System individuell definiert werden. Da an dieser Stelle die Input Parameter in das System einfließen, werden sie meistens Fuzzy-Input Sets genannt. In diese kann der Autor eines Systems sein Expertenwissen einfließen lassen, was zu maßgeschneiderten Mengen/Sets für jede nur denkbare Anwendung führt - einer der großen Vorteile eines Fuzzy-Logik Systems. In Abbildung 3.3 sind beispielhaft mögliche Fuzzy-Sets für die Temperatur dargestellt. Beschrieben durch die linguistischen Variablen „very low“ bis „very high“ decken sie dabei einen fiktiven Wertebereich von T_1 bis T_2 ab. Die abgebildeten Kurven werden Zugehörigkeitsfunktionen („membership functions“) genannt, da sie den scharfen Eingangsparametern Zugehörigkeitsgrade im Bereich von 0 bis 1 für die verschiedenen Fuzzy-Sets zuweisen. Durch die Überlappung der einzelnen Funktionen kann nun ein Temperaturwert zwei Fuzzy-Sets gleichzeitig zugeordnet werden, zum Beispiel hätte ein niedriger Temperaturwert Anteil an den Mengen „very low“ und „low“. Somit können also die scharfen Eingangsparameter unscharfen Mengen zugeordnet werden. An dieser Stelle sollte nun klar werden, warum die Fuzzy-Logik damit der humanen Denkweise deutlich näher kommt als die klassische Herangehensweise. In letzterer gibt es keine unscharfen Übergänge zwischen den Zugehörigkeitsfunktionen „very low“, „low“, „medium“, „high“ und „very high“ für die Temperatur, diese sind vielmehr „sprunghaft“, wie exemplarisch in Abbildung 3.3 (b) dargestellt. Die Einteilung einer Größe in klassische, komplementäre Mengen mit starren Grenzen entspricht allerdings nicht der menschlichen Natur. Es macht einfach keinen Sinn, eine Temperatur von z.B. 14 Grad als kalt und von 14,1 Grad als warm zu bezeichnen.

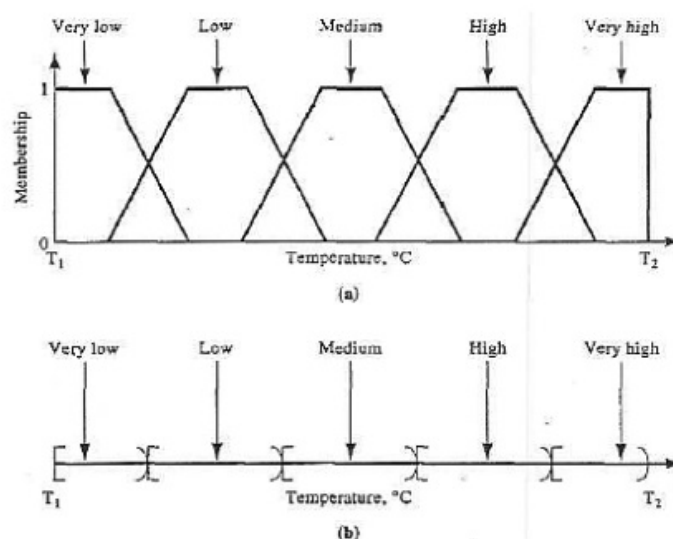


Abbildung 3.3.: Einteilung der Variable Temperatur in Fuzzy-Sets (a) und komplementäre Sets (b) für einen Wertebereich zwischen T_1 und T_2 (Quelle: Klir & Yuan, 1995).

Die Form der „membership functions“ ist dabei sehr variabel, es kann sich um Dreiecke, Trapeze oder etwa Gaußsche Glockenkurven handeln. Auch ist eine Symmetrie der Zugehörigkeitsfunktionen wie in Abbildung 3.3 (a), so dass ein Aufaddieren zweier Funktionen im Übergangsbereich immer einen Zugehörig-

keitsgrad von 1 ergibt, nicht zwingend vorgegeben. Es könnten sich auch mehr als zwei Fuzzy-Sets gleichzeitig überlappen. Da im Cb-LIKE Algorithmus nur symmetrische Zugehörigkeitsfunktionen in Dreiecks- und Trapezform zur Anwendung kommen, wird für einen detaillierteren Einblick in diesen Teilbereich der Fuzzy-Logik auf die Fachbücher von Ross (2010), Klir & Yuan (1995) und Haupt et al. (2009) verwiesen. Eine meteorologische Anwendung mit unsymmetrischen Fuzzy-Sets ist zum Beispiel im Vorhersagesystem für Strahlungsnebel von Murtha (1995) zu finden.

Um als nächstes die Fuzzy-Inferenz und an späterer Stelle die Defuzzifizierung durchführen zu können, müssen gleichzeitig auch die Fuzzy-Sets des gewünschten Outputs definiert werden. Diese werden nach den gleichen Regeln aufgestellt wie die Input Mengen, beschreiben aber nun den vom Autor erwünschten „crisp output“ durch verschiedene Zugehörigkeitsfunktionen für einen bestimmten Wertebereich, wieder beschrieben durch linguistische Variablen. In dem am Anfang des Abschnitts erwähnten Fuzzy-Logik Systems zur Ermittlung der Höhe des Trinkgeldes könnte der „crisp output“ zum Beispiel einen Bereich von 0 bis 20 % von der gesamten Restaurantrechnung abdecken, ausgedrückt durch drei Output Sets („low“, „moderate“ und „high“), ähnlich wie in Abbildung 3.3 (a).

Die Fuzzy-Logik Inferenz („Fuzzy Logic Inference“) als zweiter Hauptbereich beinhaltet ein Regelwerk aus „if...then“ Entscheidungsregeln. Der „if“-Anteil einer Regel bezieht sich dabei auf den Zugehörigkeitsgrad der Eingangsparameter zu einem der Fuzzy-Set(s), während der „then“-Anteil die Regel mit der Zugehörigkeitsfunktion eines Output-Sets verknüpft. Die „if...then“ Bedingungsregeln werden allgemein als deduktive Form folgendermaßen aufgestellt (nach Ross, 2010):

IF premise (antecedent) **THEN** conclusion (consequent)

Inferenz bedeutet also an dieser Stelle, dass aus einer bekannten Tatsache (Voraussetzung) eine andere Tatsache (Rückschluss, Konsequenz) abgeleitet werden kann. Die Darstellung von Wissen in dieser Form wird zwar als oberflächlich („shallow knowledge“) charakterisiert, ist aber durchaus angemessen im Kontext der Linguistik, da so das empirische und heuristische Wissen eines Menschen in seiner eigenen Sprache kommuniziert wird (Ross, 2010). Inferenz in einem Fuzzy-Logik System bedeutet also, unscharfe Schlussfolgerungen („fuzzy conclusions“) aus unscharfen Fakten („fuzzy input sets“) zu ziehen. Für die Verknüpfung der einzelnen „if“-Anteile der Entscheidungsregeln stehen zwei logische Operatoren zur Verfügung: „AND“ und „OR“ (vgl. Ross, 2010). Von der Wahl des Verknüpfungsoperators hängt auch die Stärke jeder einzelner Entscheidungsregel ab. Falls der verbindende („conjunctive“) „AND“-Operator zur Anwendung kommt, ergibt sich die Stärke der Regel aus dem Minimum aller Zugehörigkeitsgrade der „if“-Anteile. Kommt dagegen der trennende („disjunctive“) „OR“-Operator zum Einsatz, berechnet sich die Regelstärke über das Maximum aller Zugehörigkeitsgrade. Da die Stärke einer Regel also je nach verwendetem Operator direkt an das Maximum oder Minimum der beteiligten Zugehörigkeitsgrade der Eingangsparameter

gekoppelt ist, liegt diese ebenfalls zwischen 0 und 1. Auf diese Art und Weise müssen alle Kombinationen der Eingangsparameter gemäß ihrer Zugehörigkeitsgrade verknüpft und einem Output-Set zugeordnet werden. In Cb-LIKE kommt dabei der „AND“-Operator zum Einsatz. Die Gesamtzahl aller Regeln wird Regelwerk („rule book“) genannt und ist abhängig von der Zahl der Eingangsparameter und der aufgestellten Fuzzy-Input Sets. In das Regelwerk fließt wieder das Expertenwissen und die Erfahrung des Autors mit ein. Um an einem konkreten Beispiel die Aufstellung der „if ... then“ Regeln zu veranschaulichen, sei an dieser Stelle noch einmal an das Fuzzy-Logik System zur Berechnung des Trinkgeldes erinnert. In einem Restaurant mit einem schlechten Service bei hohen Preisen würde ein Gast logischerweise ein niedriges Trinkgeld für den Kellner bevorzugen. Die dazugehörige „if ... then“ Regel für diesen Fall würde also folgendermaßen lauten:

If Service = schlecht AND Preis = hoch THEN Trinkgeld = niedrig

Diese Regel verwendet also die Zugehörigkeitsgrade für die Sets „schlecht“ bei Service und „hoch“ bei Preis und ist verknüpft mit der Zugehörigkeitsfunktion des Output-Sets „niedrig“. Würde das Set für „Service = schlecht“ rein hypothetisch einen Zugehörigkeitsgrad von 0,5 aufweisen, für „Preis = hoch“ einen Grad von 0,3, dann wäre aufgrund der Anwendung des „AND“-Operators die Gesamtstärke dieser Regel 0,3, da der minimale Zugehörigkeitsgrad der eingehenden Input Sets verwendet wird. Bietet dagegen das Restaurant einen guten Service und niedrige Preise, wäre der Gast eher geneigt, dem Kellner ein höheres Trinkgeld zukommen zu lassen. Die logische Bedingungsregel wäre also die folgende:

If Service = gut AND Preis = niedrig THEN Trinkgeld = hoch

Im nächsten Schritt der Fuzzy-Inferenz müssen über Kombinationen der Regelstärken die Zugehörigkeitsgrade jedes einzelnen Fuzzy-Output-Sets von 0 bis 1 bestimmt werden. Erst danach kann der Defuzzifizierungsprozess zur Bestimmung des „crisp output“ gestartet werden. Für die Kombination der einzelnen Regelstärken stehen dabei verschiedene Möglichkeiten zur Verfügung (z.B. nach Bräunl (2005) „Max-Min“, „Max-Dot (Max-Product)“, „Averaging“ oder „Root-Sum-Square“), genauer vorgestellt werden soll aber nur die im Cb-LIKE Algorithmus verwendete „Root-Sum-Square“ (RSS)-Methodik. Diese hat den Vorteil, dass sie zur Bestimmung des Zugehörigkeitsgrades eines Output-Sets die Stärken aller verknüpften Regeln einfließen lässt, gut nachvollziehbar an Formel 3.1 (nach Umoh et al., 2010). $R_1, R_2, R_3, \dots, R_n$ stehen dabei für die Stärken/Gewichtungen von 0 bis 1 der n Regeln, die mit der gleichen Zugehörigkeitsfunktion eines Output-Sets verknüpft sind, wie vorher in der Fuzzy-Inferenz festgelegt. Ausgewählt wurde die RSS-Methodik für den Cb-LIKE Algorithmus, da sie den am besten gewichteten Zugehörigkeitsgrad μ unter Einfluss aller betroffenen Regeln („firing rules“)

liefert (Djam et al., 2011).

$$\mu = \sqrt{\sum_{i=1}^n R_i^2} = \sqrt{(R_1^2 + R_2^2 + R_3^2, \dots, R_n^2)} \quad (3.1)$$

Nach der Bestimmung des Zugehörigkeitsgrades für jedes einzelne Output-Set kann der Defuzzifizierungsprozess gestartet werden. In diesem wird aus den vorhandenen Zugehörigkeitsfunktionen der Output-Sets der „crisp output“, also der gewünschte scharfe Ausgabeparameter berechnet (z.B. Trinkgeld in %). Die verbreitetste und physikalisch ansprechendste aller Defuzzifizierungsmethoden ist die sogenannte Schwerpunktmethode („Centroid Method“ oder „Center of Gravity Method“), siehe dazu auch Lee (1990) oder Sugeno (1985). Da aber im Cb-LIKE Algorithmus ausschließlich symmetrische Fuzzy-Sets zur Anwendung kommen, wurde in der vorliegenden Arbeit die Methodik des gewichteten Mittelwertes („Weighted Average Method“) gewählt. In Fuzzy-Logik Systemen wird diese mit am häufigsten verwendet, da sie zu den rechnerisch effizienteren Methoden gehört (Ross, 2010). Für weitere Defuzzifizierungsmethoden wird an dieser Stelle ein Blick in Hellendoorn & Thomas (1993) oder Ross (2010) empfohlen. Der gewichtete Mittelwert wird über die algebraische Formel 3.2 berechnet. μ_i steht wieder für die Zugehörigkeitsgrade von 0 bis 1 der einzelnen Output-Sets, die Variable w_i repräsentiert die Mittelpunkte der jeweiligen Zugehörigkeitsfunktionen. Diese werden über den Wertebereich, den die Output-Sets umfassen, ermittelt (siehe z.B. Wertebereich der Abszisse in Abbildung 3.4). Das Ergebnis ist mit z^* der gewichtete Mittelwert über alle i Zugehörigkeitsfunktionen der vorhandenen Output-Sets. Dessen x-Wert stellt schließlich den erwünschten „crisp output“ dar.

$$z^* = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_i * w_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i} \quad (3.2)$$

In Abbildung 3.4 ist ein Beispiel einer Defuzzifizierung mit verwendeter Methodik des gewichteten Mittelwertes gezeigt. Die Zugehörigkeitsfunktionen der Output-Sets werden von links nach rechts mit jeweils 0,3, 0,5 und 1 gewichtet, die dazugehörigen Mittelwerte liegen bei 2,5, 5 und 6,5. Mit der „Weighted Average Method“ lässt sich nun ein gewichteter Mittelwert z^* berechnen, der etwas nach rechts von 5,0 auf ca. 5,4 verschoben ist.

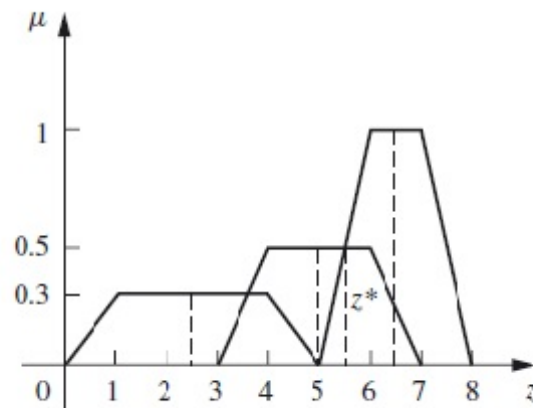


Abbildung 3.4.: Beispiel zur Berechnung der Defuzzifizierung mit der „Weighted Average Method“. Aufgrund der zunehmenden Gewichtung der Fuzzy-Sets von links nach rechts liegt der gewichtete Mittelwert z^* der Zugehörigkeitsfunktionen bei ca. 5,4. Die Abbildung ist aus Ross (2010) übernommen.

4. Verwendete Datenquellen

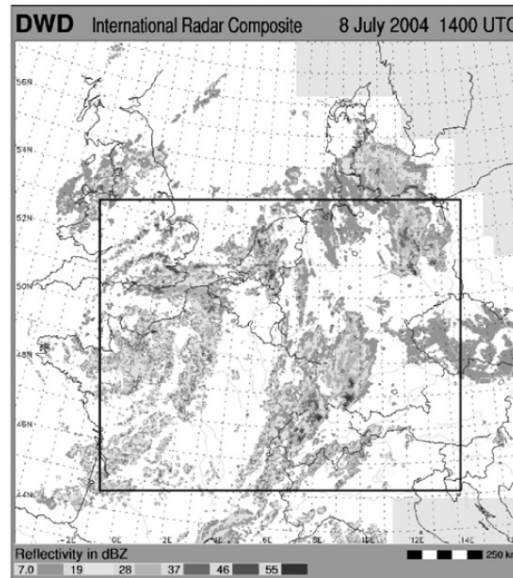
Um Gewittervorhersagen zu berechnen und deren Güte zu bestimmen werden bestimmte Werkzeuge bzw. Datenquellen benötigt. Die Eingangsdaten bezieht der Cb-LIKE Algorithmus aus dem COSMO-DE Wettermodell des DWD. Dieses eignet sich ideal als Input für das neue Vorhersagetool, da es mit einer Maschenweite von nur 2,8 km eine der höchsten Auflösungen der verfügbaren operationellen Modelle besitzt, wodurch zum Beispiel größere Konvektionszellen aufgelöst werden können. Die zweite verwendete Datenquelle ist der Output von Rad-TRAM, ein am DLR entwickelter Algorithmus für die Kurzzeitvorhersage von Gewittern. Rad-TRAM ist ein Akronym für „**R**adar **T**racking and **M**onitoring“ und ermöglicht, basierend auf dem europäischen Radarkomposit, eine äußerst zuverlässige Detektion („detection“), Verfolgung („tracking“) und Kurzzeitvorhersage bis zu einer Stunde („nowcasting“) von Starkniederschlagszellen. Rad-TRAM wird in der vorliegenden Arbeit in einer „Best-Member-Selection“ sowie zur Verifikation der Gewittervorhersagen des Cb-LIKE Algorithmus eingesetzt.

Das folgende Kapitel ist in drei größere Abschnitte unterteilt. Der erste beschreibt kurz den Rad-TRAM Algorithmus, der zweite gibt eine Übersicht über das COSMO-DE Wettermodell. Im dritten Abschnitt werden die vier Modelldatenfelder, die in Cb-LIKE zur Anwendung kommen, kurz vorgestellt. Dabei sollen die Merkmale bzw. Eigenschaften dieser atmosphärischen Parameter herausgearbeitet werden, die vor allem im Hinblick auf die Verwendung für Gewittervorhersagen wichtig sind.

4.1. Rad-TRAM

Als Datenbasis verwendet Rad-TRAM das vom DWD ausgegebene europäische Radarkomposit (Kober & Tafferner, 2009). Dieses besteht aus Radarreflektivitäten mit einer horizontalen Auflösung von 2 km x 2 km, unterteilt in sechs dBZ Klassen (vgl. Abb. 4.6 (b)), und umfasst ein Gebiet von 1800 km x 1800 km (Weigl et al., 2005), siehe dazu auch Abbildung 4.1. Die Reflektivitätswerte entspringen Messungen aus dreidimensionalen Radarscans von unterschiedlichen Radarstandorten in ganz Zentraleuropa. Das Radarkomposit gibt hinsichtlich des Niederschlags eine Übersicht über die Wettersituation für eine sehr große Domain, individuelle Pixelwerte sind dabei aber nicht repräsentativ für die tatsächlich vorhandenen mikrophysikalischen Prozesse (Kober & Tafferner, 2009). Auch beeinflussen verschiedene weitere Faktoren die Messungen, wie etwa unterschiedliche Scanmodi („scanning modes“), Radarstrahlabschattungen („beam blocking“), Stördaten („clutter“), Verschlechterung der Datenqualität/Auflösung mit größerer Entfernung zum Radar und zusätzlich eine nichtstandardisierte Datenprozes-

sierung innerhalb Europas. Diese Faktoren führen zu einem inhomogenen Feld und müssen bei einer Interpretation des Radarkomposits im quantitativen Sinne berücksichtigt werden (Kober, 2010).



Abbildungung 4.1.: Europäisches Radarkomposit (DWD) am 08.06.2004 um 1400 UTC (Quelle: Kober & Tafferner, 2009). Schwarz umrandet ist die in Rad-TRAM verwendete Domain.

Der Rad-TRAM Algorithmus besteht dabei aus insgesamt vier verschiedenen Teilbereichen: Extrahierung des Bewegungsfeldes („extraction of the motion field“), Detektion („detection“), Verfolgung („tracking“) und Kurzzeitvorhersage („nowcasting“). Eine detaillierte Beschreibung dieser einzelnen Teilbereiche ist in Kober & Tafferner (2009) zu finden.

An dieser Stelle soll noch kurz auf die Arbeit von Kober (2010) eingegangen werden. In dieser Dissertation wurden ebenfalls die deterministischen Kurzzeitvorhersagen von Rad-TRAM um probabilistische Vorhersagen für einen längerfristigen Vorhersagehorizont erweitert, allerdings mit einem völlig anderen Ansatz als in der vorliegenden Arbeit. Im Cb-LIKE Algorithmus kommen die Rad-TRAM Daten bei der Auswahl des zur aktuellen Wettersituation am besten passenden COSMO-DE Modelllaufes aus einem Ensemble zur Anwendung (siehe Kapitel 5.3). Mit diesen ausgewählten Modelldaten werden dann die Gewittervorhersagen innerhalb eines Fuzzy-Logik Systems berechnet. In Kober (2010) werden dagegen, um hochwertige Prognosen von konvektivem Niederschlag für Vorhersagezeiten von null bis acht Stunden zu ermöglichen, die Rad-TRAM Daten mit dem „COSMO-DE-Ensemble Prediction System“ (COSMO-DE-EPS; Theis et al., 2012) verknüpft. Dafür wurde Rad-TRAM um die „Local Lagrangian Method“ erweitert, was die Bestimmung von Wahrscheinlichkeiten, mit der gewisse Grenzwerte in der Reflektivität überschritten werden, bis zu acht Stunden im Voraus ermöglicht. Zusätzlich werden aus dem COSMO-DE-EPS Modell die synthetischen Radarreflektivitäten mit drei verschiedenen Verfahren in probabilistische

Vorhersagen übersetzt. Eine Wichtungsfunktion, die auf der Entwicklung der Vorhersagegüte mit fortlaufender Vorhersagezeit beruht, ermöglicht eine additive Kombination der beiden Vorhersagequellen für optimale probabilistische Vorhersagen für einen Zeithorizont von null bis acht Stunden. Während also in Kober (2010) zwei probabilistische Vorhersagen des gleichen Parameters (Radarreflektivität) für eine bestmögliche Prognose miteinander kombiniert werden, wird mit Cb-LIKE dagegen eine Verknüpfung verschiedener atmosphärischer Parameter aus nur einer einzigen Vorhersagequelle (COSMO-DE Modell) bevorzugt. Rad-TRAM dient im neuen Algorithmus lediglich zur automatischen Auswahl des zur aktuellen Wettersituation am besten passenden Modelllaufes.

In Abbildung 4.2 ist exemplarisch die Anwendung des Rad-TRAM Algorithmus auf das DWD Radarkomposit am 21.05.2009 um 1700 UTC dargestellt. Die drei Teilbereiche Detektion, Verfolgung und Kurzestfristvorhersage des Algorithmus sind dabei sehr gut zu erkennen. So werden in diesem Beispiel vier Zellen mit einem dBZ Wert von mindestens 37 detektiert, als schwarze Linien ist deren Zugbahn dargestellt. Die grauen Konturen östlich der vier Gewitterzellen zeigen die einstündige Kurzestfristvorhersage an.

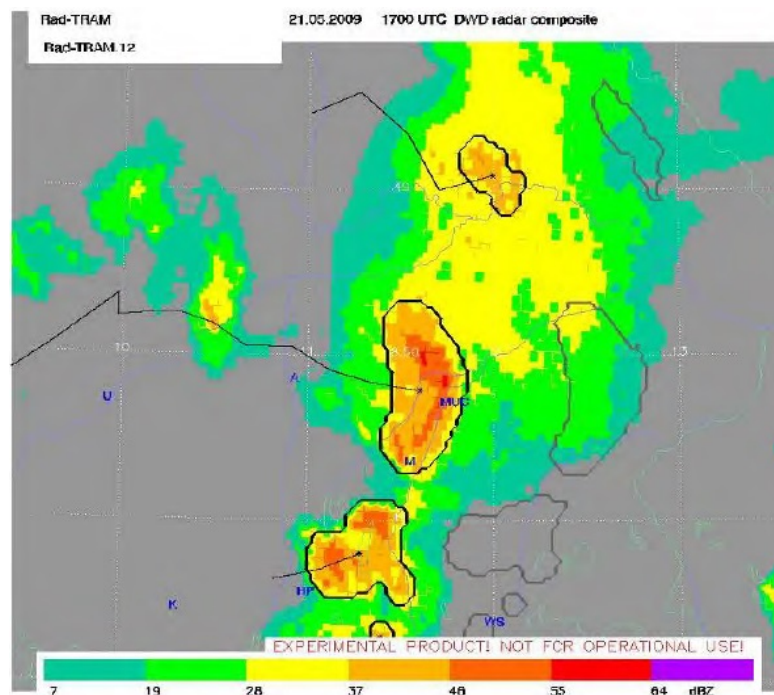


Abbildung 4.2.: DWD Radarkomposit (farbige Schattierungen) über Südbayern mit detektierten Rad-TRAM Zellen (schwarze Polygone); graue Polygone kennzeichnen die 60 minütige Kurzestfristvorhersage; schwarze Linien sind die Zugbahnen der Objekte (Forster & Tafferner, 2012).

Im Rad-TRAM Algorithmus werden alle verfügbaren Informationen der detektierten Starkniederschlagszellen im sogenannten XML-Format (siehe Kapitel 7.2) ausgegeben. Diese XML-Files enthalten unter anderem die Polygone, Zugrichtung, Geschwindigkeit und die Historie jeder detektierten Gewitterzelle. Da für jede einzelne Zelle die exakte Position in geographischen Koordinaten festgehalten

wird, eignen sich die Rad-TRAM Daten sehr gut zur Verifikation der Cb-LIKE Gewittervorhersagen (vgl. Kapitel 6), da mit ihnen ein exakter Objektvergleich zwischen beobachteten und vorhergesagten Gewittern möglich ist.

4.2. COSMO-DE Modell: Eine Übersicht

Als Ergänzung zum GME (Majewski & Ritter, 2002) und dem COSMO-EU Modell (Schulz & Schättler, 2010) wurde im Frühjahr 2007 zur bestehenden Modellreihe des DWD das nichthydrostatische, kompressible COSMO-DE Modell hinzugefügt. COSMO-DE und COSMO-EU sind dabei zwei spezifische Anwendungen des flexiblen Modellsystems COSMO, welches im Rahmen des internationalen „**C**onsortium for **S**mall-Scale **M**odelling“ (COSMO) (weitere Informationen siehe Homepage¹) laufend weiterentwickelt wird (Baldauf et al., 2011a).

Im Gegensatz zum COSMO-EU (Auflösung auf meso- β Skala, $\Delta x = 7$ km), dessen Augenmerk sich auf die genaue numerische Vorhersage von oberflächennahen Wetterbedingungen (insbesondere Wolken, Nebel, frontale Niederschläge und orographisch/thermisch bedingte Windsysteme) richtet, weist das COSMO-DE Modell eine Auflösung im meso- γ -Bereich ($\Delta x \sim 2,8$ km) auf (vgl. Schättler et al., 2013). Dadurch sollen insbesondere bei gefährlichen Wetterlagen im Zusammenhang mit hochreichender Feuchtkonvektion (z.B. Super- und Multizellengewitter, Böenwalzen, mesoskalige konvektive Komplexe) verbesserte Vorhersageleistungen erzielt werden und Wechselwirkungen mit der feinskaligen Topographie besser erfasst werden (Bodennebel, Föhnstürme, Sturzfluten, ...) (Baldauf et al., 2011a). Zusätzlich wird im Modell ein 2-Zeitebenenverfahren basierend auf der Runge-Kutta-Zeitintegration verwendet. Dies erlaubt der Verwendung genauerer Advektionsschemata (5. Ordnung in horizontaler Richtung) (Baldauf et al., 2011a). Die Vorhersagen des COSMO-DE Modells reichen bis zu 21 Stunden mit einer dreistündigen Aktualisierungsrate für ein Gebiet, das sich über Deutschland und Teile der angrenzenden Nachbarstaaten erstreckt (Abbildung 4.3). Eine Zusammenfassung der wichtigsten Modelleigenschaften ist in Tabelle 4.1 zu finden, weiterführende Informationen sind auch auf der COSMO-DE Homepage des DWD² verfügbar.

Während im COSMO-EU Modell Konvektion vollständig parametrisiert wird, ist das COSMO-DE Modell in der Lage, große konvektive Elemente aufzulösen, siehe dazu auch Baldauf et al. (2011a). So ist die komplette Parametrisierung hochreichender Konvektion abgeschaltet, die nun explizit berechnet werden muss. Die flache Konvektion wird dagegen in einer leicht modifizierten Form weiterhin parametrisiert. Für die Parametrisierung der Wolkenmikrophysik steht die neue Klasse Graupel zur Verfügung (6-Klassen Wolkenphysik). Allerdings zeigt sich bei der Analyse der prognostizierten konvektiven Zellen im Vergleich zu Beobachtungen gelegentlich ein zeitlicher und räumlicher Fehler (Dahl et al., 2011). Dies liegt neben den eingangs genannten Gründen, nämlich den unzureichenden Anfangs-

¹www.cosmo-model.org [19.05.2015]

²COSMO-DE DWD Homepage: siehe Kapitel D [19.05.2015]

und Randbedingungen, zu einem großen Anteil an Defiziten in der Parametrisierung der Grenzschicht („boundary layer“) (vgl. Baldauf et al., 2011b). Obwohl das COSMO-DE Modell also explizit hochreichende Konvektion auflösen kann, sind einzelne, individuelle Gewitterzellen kaum vorhersagbar. Diese Problematik wird auch im neuen Cb-LIKE Algorithmus (Kapitel 5) berücksichtigt, da mit diesem Gewitterobjekte nicht explizit vorhergesagt, sondern nur Gebiete mit einer gewissen Gewitterwahrscheinlichkeit ausgegeben werden sollen (probabilistische Vorhersagen).

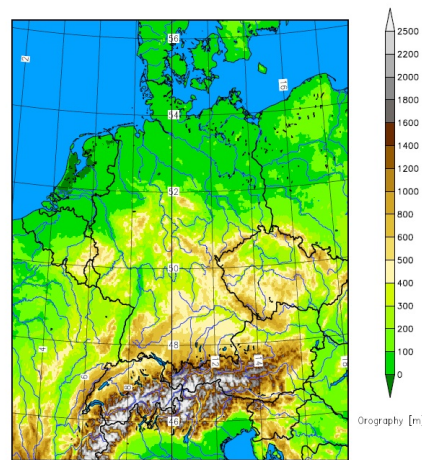


Abbildung 4.3.: Darstellung des kompletten COSMO-DE Modellgebiets (Quelle: Baldauf et al., 2011a).

	COSMO-DE Modell
Auflösung	2,8 km
Gitterpunkte	421 x 461
Vertikale Schichten	50
Vorhersagen bis zu	21 h
Aktualisierungsrate	3 h
Eckpunkt li. unten (λ_g, φ_g)	2,98°E, 44,77°N
Eckpunkt re. unten (λ_g, φ_g)	17,72°E, 44,72°N
Eckpunkt li. oben (λ_g, φ_g)	1,04°E, 56,20°N
Eckpunkt re. oben (λ_g, φ_g)	19,84°E, 56,14°N

Tabelle 4.1.: Wichtige Parameter des COSMO-DE Modells in einer Übersicht.

Um andere Datenquellen mit dem COSMO-DE Modell vergleichen zu können muss berücksichtigt werden, dass dieses rotierte (λ, φ)-Koordinaten in den horizontalen Raumrichtungen verwendet, die aus den geographischen (λ_g, φ_g)-Koordinaten gewonnen werden (Baldauf et al., 2011a). Die Modellfelder werden also auf einem sogenannten rotierten sphärischen Gitter gerechnet, dessen Nordpol sich über dem Pazifik (40.0° N und 170° W) befindet. Der Grund dafür ist, dass man dadurch eine gleichmäßige Auflösung in Mitteleuropa ohne Verzerrung durch

die Meridiankonvergenz erhält. Zudem ist diese Gitteranordnung für regionale Modelle sehr flexibel und rechenökonomisch. Möchte man nun allerdings auf geographischen Koordinaten definierte Beobachtungsfelder (z.B. Rad-TRAM) mit dem COSMO-DE Modell vergleichen, müssen diese auf das rotierte, sphärische Gitter umgerechnet werden (oder umgekehrt die Modelldaten auf das geographische Gitter). Die Transformationsbeziehungen zwischen den geographischen (λ_g, φ_g) und rotierten (λ, φ) -Koordinaten des Systems lassen sich dabei mit einfachen geometrischen Beziehungen aus der sphärischen Trigonometrie ableiten (Baldauf et al., 2011a). Mit den Formeln 4.1 und 4.2 wird dabei die Umwandlung von geographischen in rotierende Koordinaten vollzogen (vgl. Baldauf et al., 2011a; Schulz & Schättler, 2010).

$$\lambda = \arctan \left\{ \frac{-\cos\varphi_g \sin(\lambda_g - \lambda_N)}{-\cos\varphi_g \sin\varphi_N \cos(\lambda_g - \lambda_N) + \sin\varphi_g \cos\varphi_N} \right\} \quad (4.1)$$

$$\varphi = \arcsin \{ \sin\varphi_g \sin\varphi_N + \cos\varphi_g \cos\varphi_N \cos(\lambda_g - \lambda_N) \} \quad (4.2)$$

Insgesamt gehen vier atmosphärische Parameter aus dem COSMO-DE Modell in den Cb-LIKE Algorithmus ein. Welche Eigenschaften diese Modellfelder in Bezug auf Gewittervorhersagen aufweisen, wird im folgenden Kapitel detailliert beschrieben.

4.3. COSMO-DE Modelloutput: Verwendete Datenfelder

In Cb-LIKE werden vier verschiedene Parameter aus dem Output des COSMO-DE Modells verwendet. Dadurch fließen die Vorteile eines NWP Modelloutputs, eine hohe zeitliche/räumliche Auflösung sowie längerfristige Vorhersagen bis zu 21 Stunden in das System mit ein. Die Auswahl der atmosphärischen Parameter erfolgte dabei in Anlehnung an die in Abschnitt 2.3 beschriebenen Gewittervorhersagemethoden. Zum einen wird die Größe „Convective Available Potential Energy“ (CAPE) verwendet, die ein wichtiger Index für die Instabilität der Atmosphäre ist. In Bezug auf die Fernerkundung wurden jeweils die synthetischen Radar- und Satellitendaten für den Cb-LIKE Algorithmus ausgewählt. Zudem fließt der Vertikalwind Omega auf 500 hPa in das System mit ein. Diese vier meteorologischen Parameter decken drei unterschiedliche Bereiche rund um Gewittervorhersagen in der Meteorologie ab. CAPE liefert dabei Informationen über die Randbedingungen der Atmosphäre, das Vertikalwindfeld Omega ist ein Indikator für die Auslösung von Gewittern. Das Radarsignal (Reflektivität) und Satellitensignal (IR 10.8 - Temperatur an der Wolkenobergrenze) dient dagegen zur Erkennung von bereits entwickelten Gewitterzellen. Alle vier Parameter weisen also einen Bezug zu Gewittererkennung/-vorhersage auf und sind damit

prädestiniert für die Verwendung im Cb-LIKE Algorithmus. Neben diesen vier Größen gibt es noch weitere atmosphärische Parameter, die eine wichtige Rolle bei der Vorhersage von Gewittern spielen können. Mehr dazu aber im Ausblick (Kapitel 8).

In den folgenden Abschnitten werden mit Hilfe gängiger Fachliteratur die wichtigsten Eigenschaften der vier atmosphärischen Parameter dargelegt, immer im Hinblick auf ihre Verwendung in der Prognose und Erkennung von Gewittern. Zusätzlich wird noch der Parameter „Gewitterwahrscheinlichkeit“ aus dem COSMO-DE Modell vorgestellt, da dieser in der Verifikation der Cb-LIKE Vorhersagen zur Anwendung kommt.

4.3.1. CAPE

Die Größe CAPE wird meistens mit einer atmosphärischen Umgebung, in der hochreichende Konvektion auftreten kann, stark assoziiert. Seit dem Einzug von Software, welche CAPE aus Radiosondenmessungen oder Modellvorhersagen berechnet, ist diese Größe weitestgehend als Vorhersageparameter für Gewitter (vgl. Doswell III & Rasmussen, 1994) akzeptiert. CAPE ist dabei ein Maß für die potentielle Energie eines Luftpakets, die beim Aufstieg in kinetische Energie umgewandelt werden kann. Konzipiert wurde die Größe von Margules (1905), benannt wurde sie allerdings von Moncrieff & Miller (1976).

Nach Kraus (2004) wird CAPE mit der folgenden Formel berechnet:

$$CAPE = \int_{z_0}^z \frac{g}{T_{vU}} (T_v - T_{vU}) dz \quad (4.3)$$

Es ist also ein vertikal integriertes Maß der Energie mit der Einheit J/kg. In der Formel wird die Erdbeschleunigung (g), die virtuelle Temperatur des Luftteilchens (T_v) und der Umgebungsluft (T_{vU}) verwendet. Die untere Grenze des Integrals ist dabei die Höhe des Levels der freien Konvektion z_0 , die obere das Gleichgewichtsniveau z . Die Formel für die verwendete virtuelle Temperatur, nach Kraus (2004) ein kombiniertes Temperatur - Feuchte - Maß, lautet dabei folgendermaßen:

$$T_v = T(1 + 0,61q) \quad (4.4)$$

Über die Variable q , die das Verhältnis der Wasserdampfdichte zur Dichte des trockenen Anteils der Umgebungsluft beschreibt, geht die Feuchte der Atmosphäre in die Berechnung mit ein.

In Tabelle 4.2 aus dem Online-Lexikon des DWD ist eine Übersicht über die Beziehung zwischen CAPE und Labilität der Atmosphäre dargestellt. Geringe Werte bis maximal 500 J/kg sprechen eher für eine schwache Labilität und damit die Bildung von schwächeren Gewitterzellen. Je höher der Wert desto instabiler ist die Atmosphäre geschichtet, was zu einer steigenden Wahrscheinlichkeit des Auftretens von starken Gewittern führt. In Europa kann CAPE dabei Spitzenwerte von bis zu mehr als 3000 J/kg annehmen.

CAPE [J/kg]	Labilität/Gewitter
0 bis 500	schwach
500 bis 1000	mäßig
1000 bis 2000	stark
2000 bis 3000	sehr stark
3000+	extrem

Tabelle 4.2.: Verteilung der Größe CAPE in Bezug auf die Labilität der Atmosphäre und Gewitterstärke. Je größer CAPE, desto wahrscheinlicher ist die Bildung stärkerer Gewitter (Quelle: DWD Online-Lexikon³).

Abbildung 4.4 veranschaulicht die Größe CAPE in einem thermodynamischen Diagramm („skew-T diagram“). Dieses bildet die Isothermen und Isobaren ab. Zusätzlich kann es noch die Linien gleicher potentieller Temperatur (Isentropen = Trockenadiabaten), gleicher pseudo-potentieller Temperatur (Pseudo-Isentropen = Feuchtadiabaten) und des Sättigungsmischungsverhältnisses (konstante relative Feuchte) enthalten. Die Abbildung zeigt ein Temperatur- und Taupunktprofil, wie es an einem Gewittertag aussehen könnte. Sobald ein bodennahes Luftteilchen durch den adiabatischen Aufstieg das „Lifting Condensation Level“ (LCL) erreicht, folgt es bei weiterer Hebung den Pseudoadiabaten, da es nun gesättigt ist. Bei Überschreiten des „Level of Free Convection“ (LFC), in Abbildung 4.4 bei ca. 850 hPa, steigt es von alleine weiter auf, da es wärmer ist als seine Umgebungsluft. Der Aufstieg endet erst, wenn seine Pseudo-Isentrope die Temperaturkurve wieder schneidet, in diesem Beispielfall bei ca. 250 hPa, dem Gleichgewichtslevel. Dieser wird auch oft „Level of Neutral Buoyancy“ (LNB) genannt und befindet sich gewöhnlich in der Nähe oder an der Tropopause (Zinner & Groenemeijer, 2012). Die Fläche zwischen Temperaturkurve und Pseudo-Isentrope spiegelt den Wert von CAPE wider und kann mit dem Integral über die Höhenlevel der Druckflächen 850 hPa (z_0) und 250 hPa (z) mit der Formel 4.3 bestimmt werden. Die Variable CAPE hat also den Vorteil, dass man ohne großen Rechenaufwand anhand von eingezeichneten Temperaturwerten in einem thermodynamischen Diagramm erkennen kann, ob die Atmosphäre für Gewitterentwicklung geeignet ist.

Die Ausgabe im COSMO-DE Modell erfolgt unter anderem als „Mean Layer CAPE“ (MLCAPE). Neben diesem gibt es noch einige weitere Arten, die sich anhand der Berechnung unterscheiden. Zu nennen wären hier zum Beispiel das „Surface Based CAPE“ (SBCAPE), „Most Unstable CAPE“ (MUCAPE), „Downdraft CAPE“ (DCAPE) oder das „Normalized CAPE“. Für einen tieferen Einblick sind die verschiedenen Definitionen in der Literatur (z.B. Craven et al., 2002; Gilmore & Wicker, 1998; Blanchard, 1998) zu finden. In der vorliegenden Arbeit kommt das MLCAPE zur Anwendung. Dieses wird für ein Luftpaket berechnet, dessen Anfangsbedingungen (Temperatur und Taupunkt) über die untersten 100hPa (ca. 1 km Schichtdicke) der Atmosphäre gemittelt werden. Dies ist ein sinnvoller Ansatz, um die signifikante Vermischung der Luft in der Grenzschicht mit zu berücksichtigen. Mit den gemittelten Anfangsbedingungen wird dann der Aufstieg des Luftpakets durch die Atmosphäre simuliert und damit CAPE bestimmt.

³<http://www.dwd.de/lexikon> [19.05.2015]

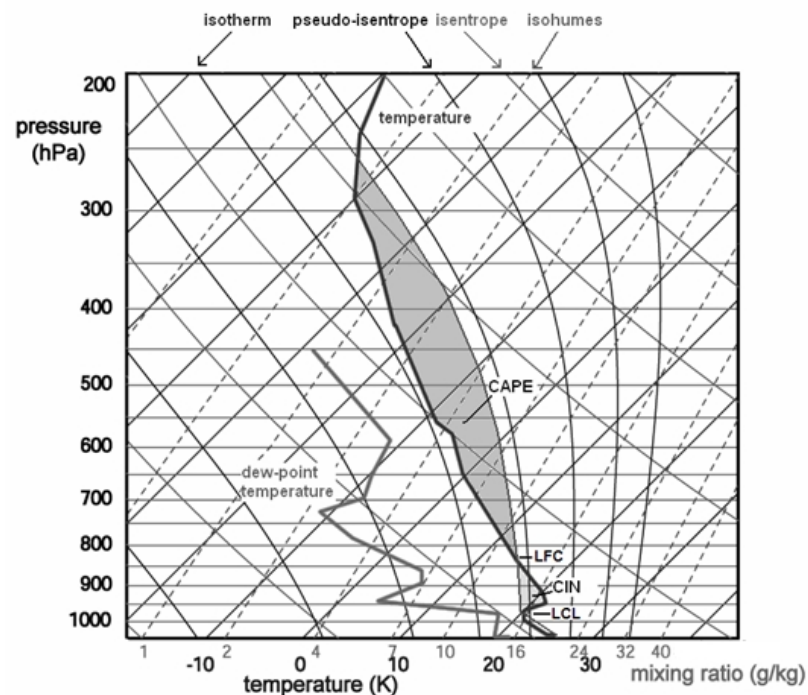


Abbildung 4.4.: Bestimmung von CAPE mit Hilfe eines thermodynamischen Diagramms (Quelle: estofex Homepage⁴). Eine ausführliche Beschreibung findet sich im Text.

Zusammengefasst kann man also festhalten, dass die Größe CAPE ein sehr guter Indikator für den Zustand der Atmosphäre ist. Hohe Werte signalisieren eine starke Labilisierung mit einer höheren Wahrscheinlichkeit des Auftretens von stärkeren Gewitterzellen. Ein niedriger Wert dagegen bedeutet, dass für Luftmassen kaum potentielle Energie für eine mögliche Konvektion vorhanden ist. Wichtig an dieser Stelle ist, dass bei einer isolierten Betrachtung von CAPE noch keine finale Aussage über die Entstehung von Gewittern getroffen werden kann. Existiert in der Atmosphäre zum Beispiel eine starke Inversion am Boden, reicht die vorhandene Hebung oftmals nicht aus, um ein Luftpaket auf das Level der freien Konvektion zu bringen. Dadurch kann sich trotz eines hohen Wertes von CAPE an einem Sommertag kein Gewitter bilden, da der finale Antrieb fehlt. Ein entsprechender Auslöser von Gewitterzellen, die Vertikalbewegung, wird im nächsten Abschnitt vorgestellt.

4.3.2. Vertikalwind Omega (500 hPa)

Vertikale Luftbewegungen spielen eine wichtige Rolle bei der Entwicklung des täglichen Wettergeschehens. Aufwinde vom Boden führen zu einer Hebung von Luftpaketen, diese kühlen sich ab und es können sich Wolken und damit Niederschlag bilden. Großflächige Abwindgebiete führen dagegen zu einer Erwärmung der absinkenden Luftmassen, als Folge ist Wolkenauflösung und schönes Wetter zu beobachten. Eine starke Vertikalbewegung bzw. Konvektion ist neben der La-

⁴http://www.estofex.org/guide/1_2_2.html [19.05.2015]

bilität und Feuchtegehalt der Atmosphäre eine Grundvoraussetzung für die Entwicklung von Gewitterzellen. Begünstigt wird diese zum Beispiel durch größere Temperaturunterschiede, die etwa durch Erwärmung der bodennahen Luftschichten aufgrund von Sonneneinstrahlung oder während eines Kaltfrontdurchzuges auftreten können. Auch Konvergenzen durch Höhenträge oder orographische Hindernisse (z.B. Umströmen eines Gebirges) können für Konvektion verantwortlich sein. Durch die Aufwinde können Luftpakete bis auf das Niveau der freien Konvektion gehoben werden, von wo aus sie ungehindert weiter aufsteigen. Abhängig von der Labilität der Atmosphäre bilden sich mehr oder weniger starke Gewitter.

Während in einem großräumigen Aufwindfeld die Vertikalgeschwindigkeit im Durchschnitt einen Wert von nur einigen cm/s aufweist und damit kaum messbar ist (vgl. Liljequist, 1974), können in Gewittern mit ihren kleinräumigen Aufwind-schloten (2 bis 10 km Durchmesser, siehe dazu Cotton & Anthes, 1989) deutlich größere Werte erreicht werden. Viele Studien, darunter von LeMone & Zipser (1980), Jorgensen (1984) oder Miller et al. (1988) haben gezeigt, dass die Vertikalbewegung sehr hohe Werte annehmen kann, von weniger als sechs bis zu mehreren Dekametern pro Sekunde. Die höchsten Geschwindigkeiten mit bis zu 40 m/s wurden dabei in schweren Unwettern in mittleren Breiten über dem Festland gemessen (Cotton & Anthes, 1989). Der Vertikalwind ist gleichzeitig auch ein Maß für die Stärke eines Gewitters. Nach Häckel (1999) korreliert zum Beispiel die Größe von Hagelkörnern mit der Stärke des Aufwindes. Je stärker die Vertikalbewegung ist, desto länger verweilen die Hydrometeore im Wachstumsprozess in der Gewitterzelle und können so an Größe und Gewicht zulegen.

Zur bildlichen Darstellung der gerade genannten Studien über den Vertikalwind ist in Abbildung 4.5, neben dem Flüssigwassergehalt ($LWC = \text{“Liquid Water Content“}$), die Stärke des Aufwindes in einer Gewitterzelle abgebildet. Ausgehend von Werten von ca. 5 m/s an der Wolkenbasis steigt die Vertikalgeschwindigkeit auf knapp 25 m/s in einer Höhe von ca. 6 km an. Im oberen Bereich der Wolke bei ca. 7,8 km, wo sich anscheinend die aufsteigenden Luftpakete auf dem Gleichgewichtsniveau einpendeln, sinkt sie dann wieder bis auf 0 m/s ab. Wie aus diesem Beispiel ersichtlich und bereits vorher erwähnt, ist hochreichende und starke Konvektion also ein Indikator für die Bildung/Existenz von hohen Wolken bzw. Gewitterzellen.

Im COSMO-DE Modell ist der Vertikalwind auf den Druckflächen von 1000, 975, 950, 850, 700, 600, 500, 400, 300, 250 bis 200 hPa verfügbar (vgl. Baldauf et al., 2011a). Zu beachten ist, dass die Ausgabe von Omega in der Einheit Pa/s erfolgt, also die Änderung des Luftdrucks mit der Zeit darstellt. Dadurch werden die Vorzeichen des Vertikalwindes umgedreht, ein negativer Wert bedeutet nun Aufwind, ein positiver dagegen Abwind. Im Cb-LIKE Algorithmus wird das Omegafeld auf dem 500 hPa Level verwendet, was einer ungefähren Höhe von 5,5 Kilometern entspricht. Hohe Omegawerte im 500 hPa Niveau sind ein Indikator für umfassende, hochreichende Aufwindbewegungen und kennzeichnen damit Gebiete von hoher atmosphärischer Instabilität und wahrscheinlicher Wolken- bzw. Gewitterbildung. Dies ist auch in Abbildung 4.5 gut erkennbar, in der das berechnete Beispielgewitter ein Maximum in der Vertikalgeschwindigkeit bei ca. 6 km aufweist, was in etwa der 500 hPa Druckfläche des COSMO-DE Modells

entspricht.

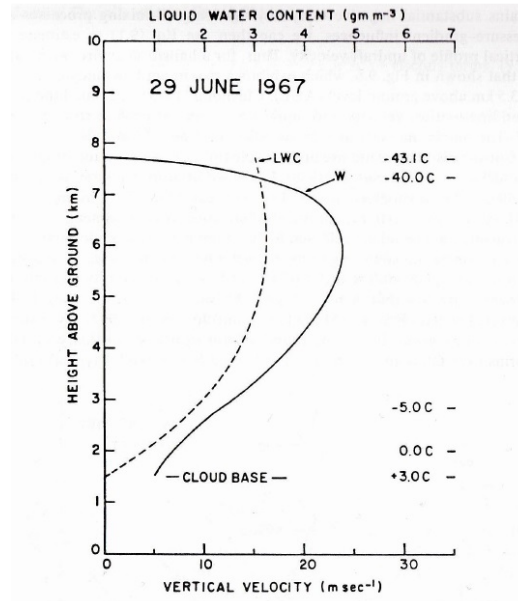


Abbildung 4.5.: Vertikalwindprofil (w), Flüssigwassergehalt (LWC = „Liquid Water Content“) und Wolkenbasis („cloud base“) berechnet für ein Gewitter am 29.06.1967 (Quelle: Chisholm, 1973).

4.3.3. Temperatur an der Wolkenobergrenze (IR 10.8 aus synthetischen Satellitendaten)

Die Fernerkundung mit Satelliten spielt eine wichtige Rolle in der Meteorologie. Eine europäische Entwicklung in diesem Bereich sind zum Beispiel die „Meteosat Second Generation“ Satelliten (MSG) mit dem Messinstrument „Spinning Enhanced Visible and InfraRed Imager“ (SEVIRI). Diese wurden von der „European Space Agency“ (ESA) in Zusammenarbeit mit der „European Organisation for the Exploitation of Meteorological Satellites“ (EUMETSAT⁵) entwickelt und stellen die neueste Generation dar (Schmid, 2000). Das Instrument SEVIRI ist dabei das wichtigste Messinstrument an Bord der MSG Satelliten. Laut Schmid (2000) verfügt es über zwölf verschiedene spektrale Kanäle, die eine Bandbreite von 0,4 bis 1,6 μm (vier sichtbare Kanäle) und 3,9 bis 13,4 μm (acht IR Kanäle) abdecken. SEVIRI ermöglicht damit neue und teilweise einzigartige Möglichkeiten zum Beispiel in der Wolkenbildgebung, Nebeldetektion sowie Messung der Temperatur der Erdoberfläche und Wolkenobergrenze. Dadurch kann es in vielfältigen meteorologischen Bereichen zur Anwendung kommen. Für ausführlichere Informationen zu den technischen Daten von SEVIRI sei hier auf Schmid (2000) oder die spezifische Internetseite von EUMETSAT⁶ verwiesen.

⁵<http://www.eumetsat.int/website/home/Satellites/CurrentSatellites/Meteosat/index.html> [19.05.2015]

⁶http://oiswww.eumetsat.org/WEBOPS/msg_interpretation/msg_channels.php [19.05.2015]

Aktuelle Beispiele für die Nutzung des SEVIRI Instruments sind die Abschätzung von Regenraten für die mittleren Breiten (Kuehnlein et al., 2010), die Erkennung von Cbs und Cumulus Congestus (Henken et al., 2011) und das am DLR entwickelte Verfahren Cb-TRAM (Zinner et al., 2008, 2013), in dem verschiedene spektrale Kanäle von SEVIRI verwendet werden. Für die Erkennung der Auslösung von Konvektion („convective initiation“), der schnellen Weiterentwicklung („rapid development“) und von ausgereiften Gewittern („mature storms“) werden die Wellenlängen $6,2 \mu m$ („Water Vapour“ (WV)), $10,8 \mu m$ („Infrared“ (IR)), $12,0 \mu m$ IR und „High-Resolution Visible“ (HRV) miteinander kombiniert.

Im COSMO-DE Modell werden Pseudo-Satellitenbilder berechnet und im operationellen Output zur Verfügung stellt. Dank einer Schnittstelle im LM Modell zur RTTOV-Bibliothek („Fast Radiative Transfer Model for TIROS Operational Sounder“) können aus LM-Modelldaten die vom Satelliten gemessenen „radiance“ und „brightness temperatures“ simuliert werden (Baldauf et al., 2011a). Tabelle 4.3 zeigt alle vorhandenen Kanäle des Instruments SEVIRI in der RTTOV-Bibliothek. Der COSMO-DE Output deckt also die wichtigsten und am häufigsten verwendeten Wellenlängen ab.

Für den Cb-LIKE Algorithmus wird der Kanal $10,8 \mu m$ im Infrarotfenster („window channel“) aus den synthetischen Satellitendaten des COSMO-DE Modells verwendet. Nach Henken et al. (2011) lässt sich aus diesem thermalen Infrarotband über die Helligkeitstemperatur („brightness temperature“) und die Emissivität der Wolken die Temperatur an der Wolkenobergrenze ableiten. Bei optisch dünnen Cirren enthält die Helligkeitstemperatur einen signifikanten Anteil der Erdoberfläche sowie der dazwischen liegenden Wolken, diese müsste also über die (absorbierende) optische Wolkendicke korrigiert werden. Für einen optisch dicken Cumulonimbus jedoch kann die Helligkeitstemperatur als die thermodynamische Temperatur im oberen Bereich der Wolke betrachtet werden, da sich dort die Emission einem Wert von eins annähert (Henken et al., 2011). Dadurch ist die Temperatur aus dem IR 10.8 Kanal ein sehr guter Indikator für hochreichende Gewitterzellen und damit eine wichtige Datenquelle für den Cb-LIKE Algorithmus.

Kanal	Wellenlänge/ μm
4	IR 3.9
5	WV 6.2
6	WV 7.3
7	IR 8.7
8	IR 9.7
9	IR 10.8
10	IR 12.1
11	IR 13.4

Tabelle 4.3.: Die Tabelle zeigt die verfügbaren synthetischen Satellitenkanäle mit den dazugehörigen Wellenlängen von SEVIRI in der RTTOV-Bibliothek des COSMO-DE Modells. In Cb-LIKE wird der IR 10.8 Kanal verwendet (nach Baldauf et al., 2011a).

4.3.4. Radardaten und Radarkomposit

Zur Erkennung der aktuellen Wettersituation (Wolken, Niederschlag, Gewitterzellen) gibt es, neben den Satellitendaten, noch die Möglichkeit, ein radargestütztes Messsystem zu verwenden. Um zum Beispiel die Abdeckung mit Radardaten über ganz Deutschland zu garantieren, betreibt der DWD insgesamt 17 unterschiedliche Radarstandorte wie in Abbildung 4.6 (a) dargestellt. Verwendet werden sogenannte C-Band Radare, die elektromagnetische Schwingungen (Mikrowellen) mit einer Wellenlänge von 5,32 cm bzw. einer Frequenz von 5,64 GHz erzeugen. Die Mikrowellen werden als gepulste Strahlung (ca. 1 μ s Länge) mit einer Leistung von 250 kW ausgesandt und breiten sich mit Lichtgeschwindigkeit aus. Die emittierte Energie wird dabei an Wolkenteilchen gestreut und absorbiert, ein kleiner Teil wird anschließend wieder direkt zur Radarantenne zurück reflektiert. Aus der Laufzeit des Empfangssignals lässt sich die Entfernung bestimmen, die als Reflektivität bezeichnete Stärke des Radarechos ist dabei ein Maß der Größe und Beschaffenheit der Niederschlagssteilchen. In Abbildung 4.6 (b) ist die Einteilung der Radarreflektivität durch den DWD in sechs verschiedene Klassen dargestellt. Je höher der rückgestreute Anteil zur Radarantenne, desto mehr oder größere Hydrometeore sind in der Niederschlagszelle vorhanden. Werte ab 37 dBZ sind dabei als Indikator für Gewitterzellen zu sehen, da sie Gebiete mit starkem Niederschlag und möglichem Hagel kennzeichnen. Für einen Überblick über die vorangegangenen Informationen und einen tieferen Einblick in der Materie wird an dieser Stelle auf verschiedene Bereiche der Homepage des DWD verwiesen, zum einen auf Radarstandorte und Messprinzip⁷ oder das Wetterradar⁸. Weitere Informationen zum Radarkomposit des DWD sind am Anfang von Kapitel 4.1 zu finden. Ein ebenfalls interessanter Aspekt ist die Verwendung der Polarisierung der elektromagnetischen Wellen zur Unterscheidung verschiedener Echogeber (Hydrometeore) in der Gewitterzelle. Weiterführende Informationen zu diesem Thema sind z.B. in Höller et al. (1994) oder auch auf der Homepage des DWD zur Polarisation⁹ verfügbar.

Eine bekannte Anwendung von Radardaten zur Gewitterdetektion und Kurzzeitfristvorhersage ist Rad-TRAM (vgl. Kapitel 4.1). In den USA dagegen detektiert der TITAN Algorithmus Gewitterzellen in Echtzeit, basierend auf Volumenscans von Wetterradaren. Diese Zellen werden dabei automatisch identifiziert, verfolgt und für kurze Zeiträume vorhergesagt (Kurzzeitfristvorhersage, siehe Dixon & Wiener, 1993). Mit KONRAD¹⁰ (**KON**vektionsentwicklung in **RAD**arprodukten) verwendet auch der DWD ein Gewitterortungs- und Warnprogramm basierend auf dem Radarkomposit.

⁷DWD Homepage - Radarstandorte und Messprinzip: siehe Kapitel D [19.05.2015]

⁸DWD Homepage - Wetterradar: siehe Kapitel D [19.05.2015]

⁹DWD Homepage - Polarisation: siehe Kapitel D [19.05.2015]

¹⁰DWD Homepage - KONRAD: siehe Kapitel D [19.05.2015]

4.3.5. Radarreflektivität aus synthetischem Radarfeld

Da die Radardaten und das Radarkomposit des DWD einen großen Beitrag zur Erkennung und Kurzzeitvorhersage von Gewitterzellen leisten, macht es Sinn, die synthetischen Radardaten aus dem COSMO-DE Modell in den Cb-LIKE Algorithmus einfließen zu lassen. Nach Baldauf et al. (2011a) werden aus den COSMO-DE Modellgrößen Regenwasser (QR), Schneegehalt (QS), Graupelgehalt (QG) und Temperatur mit Hilfe der Rayleigh-Beziehung zwei verschiedene synthetische Radarinformationen abgeleitet. Das Feld DBZ_850 stellt die Radarreflektivität für jene Modellschicht zur Verfügung, die am nächsten zum 850 hPa-Niveau liegt, während DBZ_CMAX dagegen das maximale Radarecho aus der gesamten Modellsäule beinhaltet. Letzteres wird im Cb-LIKE Algorithmus verwendet, um die Radarinformationen der gesamten vertikalen Säule in die Berechnung der Gewittervorhersagen mit einfließen zu lassen, nicht nur die Reflektivität auf dem 850 hPa-Niveau.

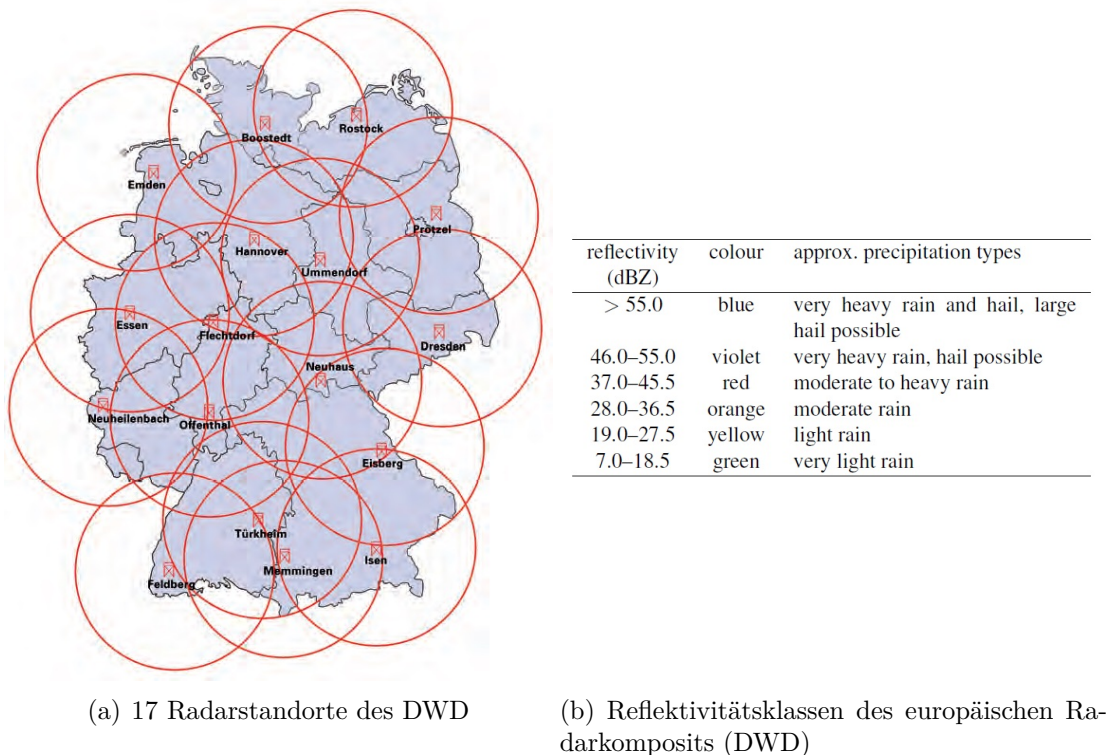


Abbildung 4.6.: In (a) sind die Standorte der 17 Radare des DWD abgebildet, übernommen aus der DWD-Infobroschüre (2013) zum Thema Messinstrumente der Meteorologie. Abbildung (b) zeigt die sechs Reflektivitätsklassen des DWD (aus Kober & Tafferner, 2009).

4.3.6. COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit

Der Parameter „Gewitterwahrscheinlichkeit“ im COSMO-DE Modelloutput wird aus der Kombination verschiedener Modellvariablen mit Anwendung der in Theis

et al. (2005) beschriebenen „Neighborhood“-Methodik bestimmt. Für das gesamte Gitternetz des Modells wird dabei überprüft, ob für die gewählten Modellvariablen bestimmte Schwellenwerte überschritten werden. Für diesen Fall ist definiert, dass an dem entsprechenden Gitterpunkt des Modells Gewitter auftreten. Aus dieser Information wird dann mit Hilfe der „Neighborhood“-Methodik, wie in Kapitel 2.3 genauer beschrieben, die Gewitterwahrscheinlichkeit von 0 bis 100 % für jeden Gitterpunkt des COSMO-DE Modells berechnet. Es wird dabei zwischen normalen, starken und schweren Gewittern unterschieden (vgl. Baldauf et al., 2011a). Für die Verifikation der Cb-LIKE Vorhersagen wird ausschließlich die Variable „normale Gewitter“ verwendet. Für diese Größe kommen die folgenden Modellvariablen und Schwellenwerte zur Anwendung:

- KO-Index < 1
- Gesamtniederschlag (RG) $> 0,4$ mm/h
- Gesamtniederschlag (RG) $> 2,0$ mm/h von September bis Februar
- Gesamtniederschlag (RG) $> 0,8$ mm/h im März und April

Diese Informationen wurden in einer persönlichen Kommunikation mit dem DWD in Erfahrung gebracht.

5. Cb-LIKE: Neues Verfahren zur Vorhersage von Gewittern

Um an die Kurzzeitvorhersage von Gewittern der am DLR entwickelten Verfahren Rad-TRAM (Kober & Tafferner, 2009) und Cb-TRAM (Zinner et al., 2008) anknüpfen zu können, wurde ein neuer Algorithmus mit dem Namen Cb-LIKE entwickelt. Dieser verwendet Modelldaten aus dem COSMO-DE Wettermodell des DWD, verknüpft diese unter Berücksichtigung von meteorologischem Expertenwissen in einem neu entwickelten Fuzzy-Logik System, um als finalen Output eine probabilistische Gewittervorhersage über die nächsten ein bis sechs Stunden zur Verfügung zu stellen. Eine Übersicht über die verschiedenen Teilabschnitte des Cb-LIKE Algorithmus ist in Abbildung 5.1 zu finden.

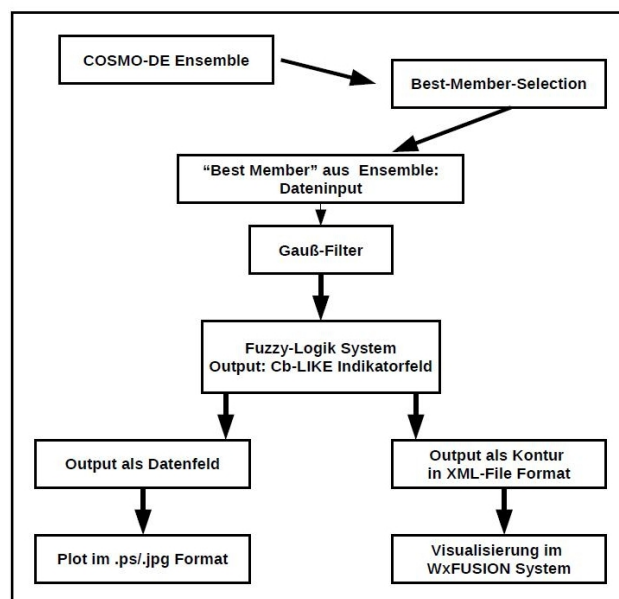


Abbildung 5.1.: Übersichtliche Darstellung der einzelnen Teilabschnitte des Cb-LIKE Algorithmus.

Das folgende Kapitel zur Beschreibung des Cb-LIKE Algorithmus ist in vier Abschnitte unterteilt. Im ersten wird der Gaußfilter vorgestellt, der zweite Teil beschreibt detailliert das Fuzzy-Logik System. Als drittes wird die Funktionsweise einer „Best-Member-Selection“ als Schnittstelle zwischen „nowcasting“ und „forecasting“ vorgestellt. Im letzten Abschnitt wird die praktische Anwendung des Cb-LIKE Algorithmus anhand von vier Fallbeispielen demonstriert. Die Cb-LIKE Teilbereiche „Output als Kontur im XML-File Format“ und „Visualisierung im

WxFUSION System“ sind in Kapitel 7 zu finden.

5.1. Gauß-Filter

Bevor die COSMO-DE Modelldaten in das Fuzzy-Logik System einfließen, werden die Felder mit Hilfe eines Gauß-Filters geglättet. Dies ist notwendig, da vor allem im Vertikalwindfeld kleinräumige, oftmals geographisch induzierte Störungen auftreten können. Diese zeichnen sich meist durch eine wellenförmige Formation mit einem häufigen Vorzeichenwechsel aus. Durch die Glättung mittels eines Gauß-Filters verschwinden die Störungen, während gleichzeitig großräumige Auf- und Abwindgebiete herausgefiltert werden können. Da der Cb-LIKE Algorithmus gröberskalige probabilistische Gewittervorhersagen ausgeben soll, ist dies eine sinnvolle Maßnahme. Der Filter glättet also das Rauschen und verhindert kleinräumige Extrema in den verwendeten Modelldaten.

Die Anwendung eines Gauß-Filters/Kerns zur Datenglättung ist dabei durchaus üblich, als Beispiele können an dieser Stelle Stich (2012, „Convective Initiation“), Zinner et al. (2008, Cb-TRAM) , Keil & Craig (2007, „Displacement-based Error Measure“) oder auch Nicol & Illingworth (2013, „Radar Reflectivity Retrievals“) genannt werden.

In Abbildung 5.2 ist exemplarisch ein kegelförmiger (zirkularer) Gauß-Kern („gaussian kernel“) dargestellt. Alle Gitterpunkte innerhalb des ausgewählten Durchmessers des Kerns fließen bei der Berechnung der Glättung des zentralen Punktes mit ein. Je weiter ein Gitterpunkt vom Zentrum entfernt liegt, desto geringer fällt dessen Gewichtung aus, von innen nach außen abnehmend einer Gaußkurve gleichend. Durch die Wahl eines größeren Gauß-Kerns wird diese Kurve gleichzeitig breiter und flacher, bei einem kleineren Kern schmaler und steiler. Durch den Durchmesser des Gauß-Filters kann also der Grad der Glättung bestimmt werden.

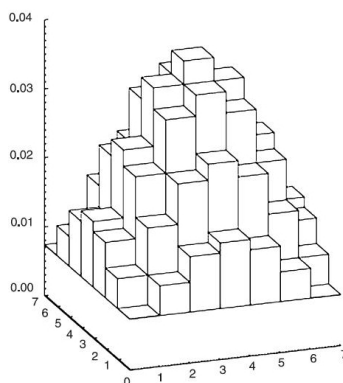


Abbildung 5.2.: Darstellung eines 2-D Gauß-Filters (Quelle: Zinner et al., 2008). Auf der x/y - Achse ist die jeweilige Kantenlänge aufgetragen, die z-Achse zeigt die Gewichtung der jeweiligen Punkte an.

Die Wirkung des Gauß-Filters soll nun anhand der Abbildungen 5.3 und 5.4 am Beispiel des Vertikalwindfeldes gezeigt werden. In beiden Grafiken ist die Ver-

tikalbewegung Omega auf 500 hPa am 22.06.2011 um 1600 UTC für das gesamte COSMO-DE Modellgebiet abgebildet, die Daten stammen dabei aus dem Modelllauf von 1200 UTC. Bläuliche Konturen zeigen dabei Abwinde an, rötliche dagegen Aufwinde. Die etwas markanteren grün eingefärbten Linien stellen die Nulllinie dar und weisen auf Bereiche ohne Vertikalbewegung hin. In Abbildung 5.3 ist das Vertikalwindfeld ohne Glättung durch einen Gauß-Filter abgebildet. Gut zu erkennen sind die schon vorher angesprochenen unzähligen kleinen Auf- und Abwindgebiete, die, vor allem über den Alpen, in Polen und westlich der Schweiz, in wellenförmigen Mustern angeordnet sind. Durch die Anwendung des Gauß-Filters werden die kleinräumigen Schwerewellen eliminiert und zusammenhängende Strukturen kommen zum Vorschein. Dies ist sehr gut in Abbildung 5.4 zu erkennen. Der Zeitpunkt ist der gleiche wie in 5.3, allerdings wurde nun auf das Vertikalwindfeld ein Gauß-Kern mit einer Größe von 17x17 Gitterpunkten angewandt, was einem Durchmesser von 47,6 km entspricht. Durch die Glättung verschmelzen dabei die vielen kleinen zersplitterten Auf- und Abwindfelder zu einigen großen, zusammenhängenden Bereichen. Damit verschwinden die unerwünschten Wellenstrukturen vollständig und fallen im Cb-LIKE Algorithmus nicht weiter ins Gewicht.

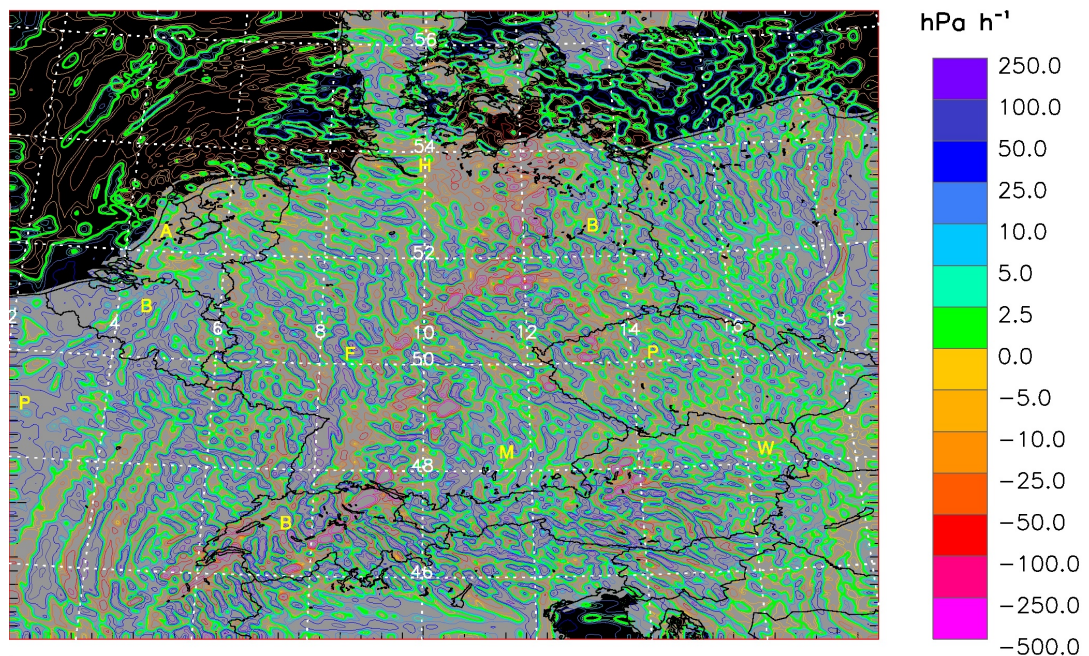


Abbildung 5.3.: Darstellung des Vertikalwindfeldes Omega auf 500 hPa im gesamten COSMO-DE Modellgebiet am 22.06.2011 um 1600 UTC. Verwendet wurde der Modelllauf von 1200 UTC. Rötliche Konturen zeigen Aufwinde an, bläuliche Konturen Abwinde. Das Vertikalwindfeld ist ungeglättet.

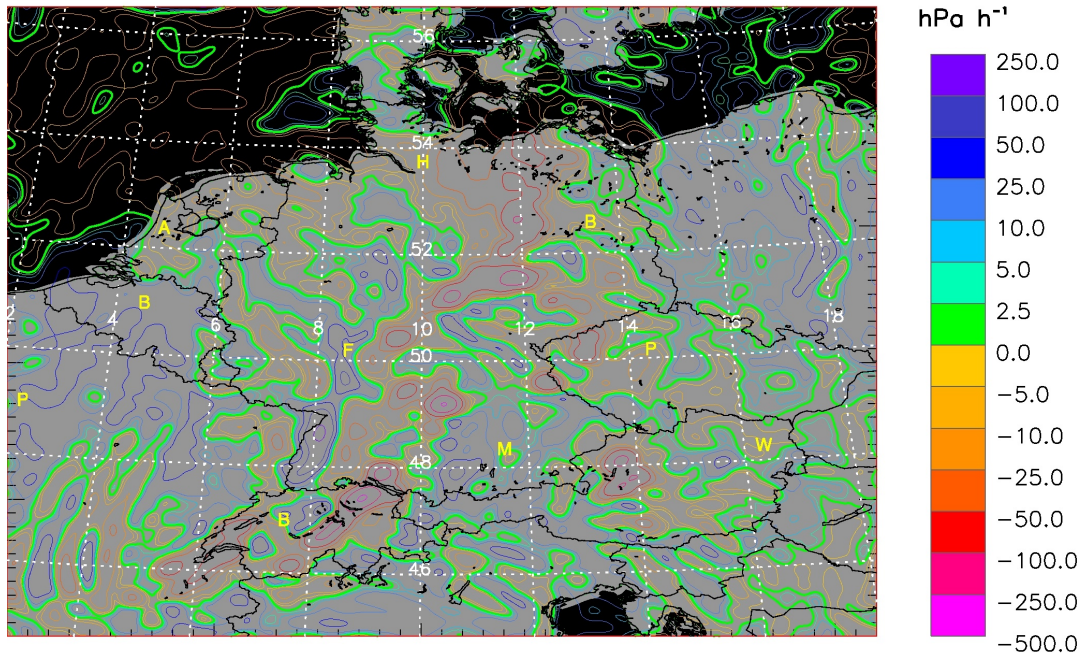


Abbildung 5.4.: Darstellung des Vertikalwindfeldes Omega auf 500 hPa im gesamten COSMO-DE Modellgebiet am 22.06.2011 um 1600 UTC. Verwendet wurde der Modelllauf von 1200 UTC. Rötliche Konturen zeigen Aufwinde an, bläuliche Konturen Abwinde. Das Vertikalwindfeld wurde mit einem 17x17 Gitterpunkten großen Gauß-Filter geglättet.

Um die richtige Größe des Gauß-Filters herauszufinden, wurde mit drei verschiedenen Durchmessern von fünf (14,0 km) über neun (25,2 km) bis 17 Gitterpunkten (47,6 km) experimentiert. Die Ergebnisse sind in Tabelle 5.1 zusammengefasst. Für die Größe CAPE musste, wie für das Vertikalwindfeld Omega, der 17x17 Gauß-Kern angewandt werden, um die Strukturen zufriedenstellend glätten zu können. Für eine ausreichende Glättung des synthetischen Radarfeldes und der Temperatur an der Wolkenobergrenze aus dem Satellitenfeld genügte dagegen ein 9x9 Gauß-Kern. Zur Vollständigkeit sind für jedes der vier eingehenden COSMO-DE Modellfelder der Originaldatensatz plus die Anwendung der drei verschiedenen Gauß-Filter für den gerade gezeigten Beispielfall im Anhang unter E.1 bis E.8 verfügbar. Nach der Glättung werden die vier Datenfelder im Fuzzy-Logik System des Cb-LIKE Algorithmus weiter verarbeitet.

COSMO-DE Felder	Gauß-Kern Gitterpunkte	Durchmesser/km
CAPE/Omega	17x17	47,6 km
Radar/Satellit	9x9	25,2 km

Tabelle 5.1.: Größe der angewendeten Gauß-Kerne auf die jeweiligen COSMO-DE Felder in Gitterpunkten und Kilometer.

5.2. Fuzzy-Logik System

5.2.1. Fuzzy-Input Sets

Nach der Glättung durch den Gauß-Filter fließen die Modelldaten in das Fuzzy-Logik System ein. Hier werden den scharfen Eingangsparametern zuerst Zugehörigkeitsgrade von 0 bis 1 den entsprechenden Fuzzy-Input Set(s) zugeordnet. In der Abbildung 5.5 sind die dazu benötigten Zugehörigkeitsfunktionen für die Felder CAPE, Vertikalwind Omega, Temperatur an der Wolkenobergrenze sowie die Radarreflektivität abgebildet. Auf der Ordinate ist in jeder Grafik der Zugehörigkeitsgrad von 0 bis 1 dargestellt, die Abszisse deckt einen bestimmten Wertebereich für die jeweilige Variable ab. Die Definition der Zugehörigkeitsfunktionen der Fuzzy-Input Sets erfolgte dabei für alle vier Parameter nach Anregungen aus der gängigen Fachliteratur (siehe auch Kapitel 4.3), eigener meteorologischer Erfahrung und den Eigenschaften des COSMO-DE Modells. Eine Übersicht über die Einteilung der Fuzzy-Sets ist in Tabelle 5.2 zu finden. Jeder der vier Parameter ist in die drei Sets „niedrig“, „moderat“ und „hoch“ eingeteilt, die jeweils einen bestimmten Wertebereich umfassen. In der ersten Version von Cb-LIKE weisen alle Zugehörigkeitsfunktionen eine „einfache“ Trapezform auf, die vorhandenen Überlappungsbereiche sind dabei streng symmetrisch gestaltet. Auf „exotischere“ Fuzzy-Sets in Form von z.B. Gaußschen Glockenkurven und/oder unsymmetrischen Übergängen (siehe Kapitel 3.3) wurde an dieser Stelle erst einmal verzichtet.

Für die Größe CAPE in Abbildung 5.5 (a) wird ein Wertebereich von 0 bis 2000 J/kg durch die drei Input Sets abgedeckt. Die Einteilung der Fuzzy-Sets orientiert sich dabei an Tabelle 4.2. Die Übergangsbereiche zwischen den einzelnen Zugehörigkeitsfunktionen ermöglichen die gewünschte Zuordnung der scharfen Eingangsparameter in unscharfe Mengen. Ein Wert von CAPE = 500 J/kg würde zum Beispiel den Sets „niedrig“ und „moderat“ mit einem jeweiligen Zugehörigkeitsgrad von 0,5 zugeordnet werden.

Für den Vertikalwind Omega umfassen die drei Input Sets einen Bereich von 0 bis -140 hPa/h. Wie bereits in Kapitel 4.3.2 dargelegt, bedeuten negative Zahlen im Vertikalwindfeld aus dem COSMO-DE Modell Aufwindbewegungen, daher erstreckt sich auch das Fuzzy-Set „hoch“ für starke Aufwinde über die niedrigsten Werte auf der Abszisse. Eigene Analysen mit dem Modell haben gezeigt, dass Vertikalgeschwindigkeiten dieser Größenordnungen im COSMO-DE Omega-feld häufig in Regionen mit Gewitterentwicklung zu finden sind. Abwinde werden dagegen in Abbildung 5.5 (b) durch die Fuzzy-Sets nicht abgedeckt. Allerdings stellen der untere bzw. obere Randwert der Abszisse keine endgültige Grenze des Wertebereiches dar. Werte, die außerhalb dieses Bereiches liegen, können ebenfalls im Fuzzy-Logik System berücksichtigt werden. Falls ein Gitterpunkt Abwinde auf dem 500 hPa Niveau besitzt (positive Zahl), dann würde dieser Wert automatisch dem Fuzzy-Set niedrig zugeordnet werden. Dieses Set umfasst die Parameterwerte, die eher gegen die Entwicklung von Gewittern sprechen. Somit werden Abwinde im Fuzzy-Logik System berücksichtigt. Das gleiche gilt für Auf-

windstärken, die oberhalb des Wertebereiches der Abszisse liegen. Diese werden automatisch dem höchsten Fuzzy-Set zugeordnet.

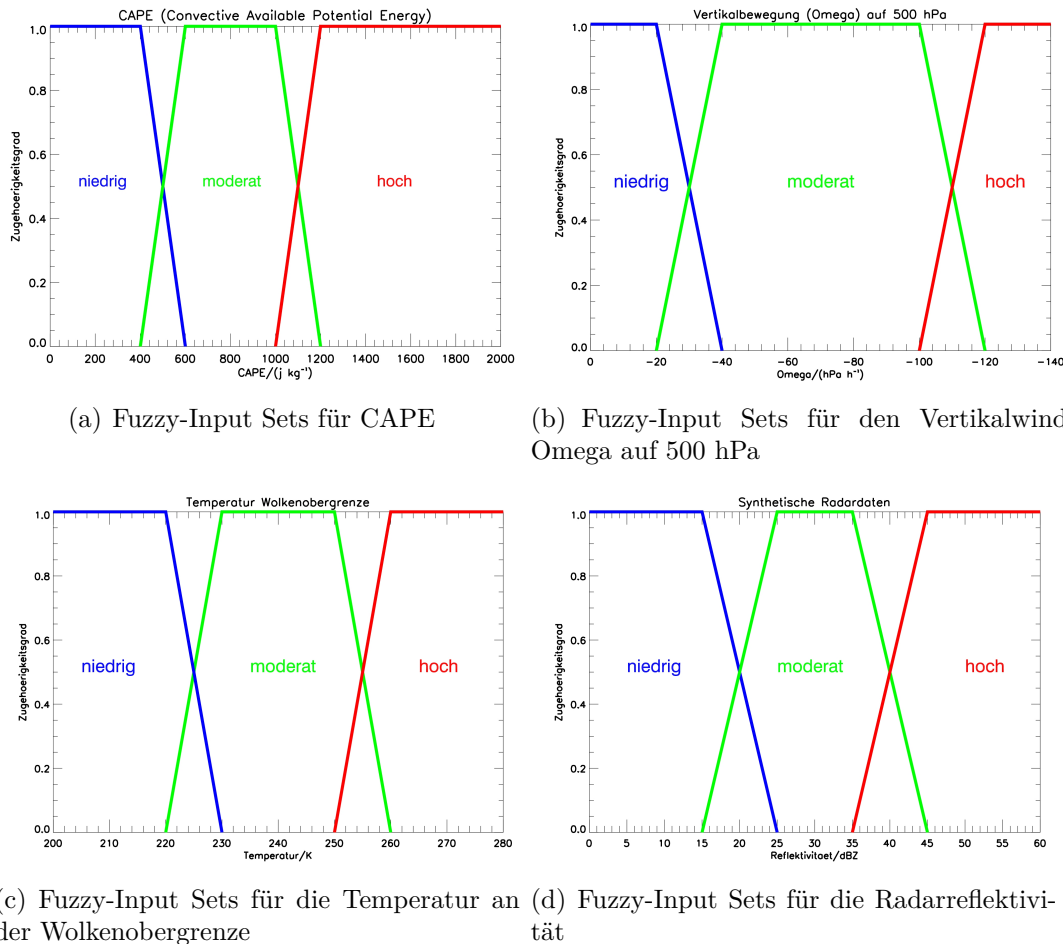


Abbildung 5.5.: Drei Fuzzy-Input Sets bzw. Zugehörigkeitsfunktionen (niedrig, moderat, hoch) stehen jeweils für die vier Eingangsparameter zur Verfügung. Die Abszisse zeigt den jeweiligen Wertebereich an, der von den Zugehörigkeitsfunktionen abgedeckt wird, die Ordinate beschreibt dagegen den Zugehörigkeitsgrad von 0 bis 1 zu den jeweiligen Sets. a: CAPE, b: Vertikalwindfeld Omega, c: Temperatur an der Wolkenobergrenze und d: Radarreflektivität.

Für die Temperatur an der Wolkenobergrenze (Abbildung 5.5 (c)), bestimmt über den IR 10.8 Kanal aus den synthetischen Satellitendaten, umfassen die drei Fuzzy-Input Sets einen Wertebereich von 200 bis 280 K. Analysen von Gewittern haben gezeigt, dass ausgereifte Gewitterzellen durchaus Temperaturen an der Wolkenobergrenze in einem Bereich von 200 K aufweisen können (siehe Machado et al., 1998; Carvalho & Jones, 2001).

Für die synthetische Radarreflektivität in Abbildung 5.5 (d) umfassen die drei Input-Sets einen Bereich von 0 bis 60 dBZ auf der Abszisse. Die Einteilung der Sets erfolgte in Anlehnung an Abbildung 4.6 (b). Der oft verwendete Wert von 37 dBZ (siehe Rad-TRAM, Kapitel 4.1) zur Detektion von Starkniederschlagszellen liegt dabei im Übergangsbereich zwischen den Input Sets „moderat“ und „hoch“.

Die gerade vorgestellten Fuzzy-Sets zur Fuzzifizierung der Input Parameter sind nicht endgültig, sondern nur Teil der Grundeinstellung der ersten Version des Cb-LIKE Algorithmus und könnten in verschiedene Richtungen variiert werden. So wird zum Beispiel in Kapitel 6 mit schmäleren und breiteren Übergangsbereichen experimentiert und deren Einfluss auf die Vorhersagequalität des Algorithmus untersucht. Auch gibt es noch die Möglichkeit, die Fuzzy-Input Sets unsymmetrisch zur unterschiedlichen Gewichtung der Eingangsparameter zu gestalten.

Parameter	x-Bereich	Fuzzy-Input Sets	Überlappung
CAPE	0 bis 2000 J/kg	nied.: 0 bis 600 J/kg mod.: 400 bis 1200 J/kg hoch: 1000 bis 2000 J/kg	400 bis 600 J/kg 1000 bis 1200 J/kg
Omega (500 hPa)	0 bis -140 hPa/h	nied.: 0 bis -40 hPa mod.: -20 bis -120 hPa/h hoch: -100 bis -140 hPa/h	-20 bis -40 hPa/h -100 bis -120 hPa/h
Temperatur an Wolkengrenze (IR 10.8)	200 bis 280 K	nied.: 200 bis 230 K mod.: 220 bis 260 K hoch: 250 bis 280 K	220 bis 230 K 250 bis 260 K
Radarreflektivität	0 bis 60 dBZ	nied.: 0 bis 25 dBZ mod.: 15 bis 45 hPa/h hoch: 35 bis 60 hPa/h	15 bis 25 dBZ 35 bis 45 dBZ

Tabelle 5.2.: Festlegung (Einteilung) der Fuzzy-Input Sets für die jeweiligen Eingangsparameter in einer Übersicht.

5.2.2. Fuzzy-Output Sets

Wie schon in Kapitel 3 gezeigt, müssen zuerst die Fuzzy-Output Sets definiert werden, um die Fuzzy-Inferenz durchführen zu können. Für die Berechnung des finalen Outputs wurden im Cb-LIKE Algorithmus die Output Sets wie in Abbildung 5.6 bestimmt. Auf der Ordinate ist wieder der Zugehörigkeitsgrad von 0 bis 1 definiert, die Abszisse erstreckt sich nun über einen Wertebereich von 0 bis 100. Dieser Bereich wird von fünf Zugehörigkeitsfunktionen abgedeckt, zwei davon weisen eine Dreiecksform („niedrig“ und „hoch“), drei eine Trapezform („sehr niedrig“, „moderat“ und „sehr hoch“) auf. Die Übergangsbereiche der einzelnen Sets sind wie bei den Input Parametern streng symmetrisch gestaltet. Der niedrigste und der höchste Wert, den der Gewitterindikator annehmen kann, liegt systembedingt allerdings nicht bei 0 bzw. 100. Die Mittelwerte der Sets „sehr niedrig“ und „sehr hoch“ stellen die untere und obere Grenze des finalen Outputs dar. Durch die halbe Trapezform der beiden Sets liegen diese bei 11,66 und 88,33. Der berechnete scharfe („crisp“) Zahlenwert zwischen diesen beiden Grenzwerten kann als eine Art Gewitterindikator betrachtet werden. Kleine Werte lassen dabei auf gegen Gewitterentwicklung sprechende Eingangsparameter an dem entsprechenden Gitterpunkt schließen, große Werte sind dagegen als Hinweis auf eine mögliche Entwicklung/Existenz von Gewittern zu sehen.

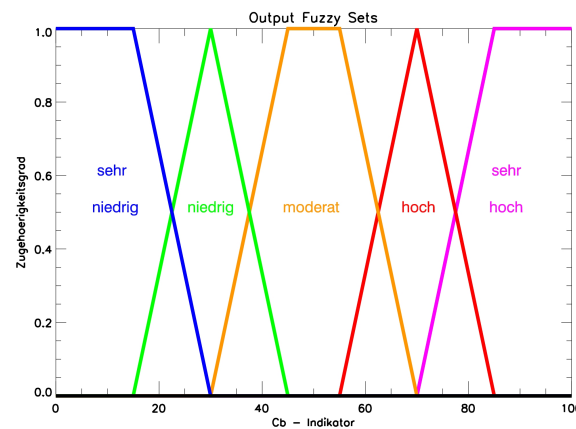


Abbildung 5.6.: Fünf Fuzzy-Output Sets (sehr niedrig, niedrig, moderat, hoch und sehr hoch) decken für den Gewitterindikator einen Wertebereich von 0 bis 100 ab.

5.2.3. Fuzzy-Inferenz

Die Verknüpfung zwischen den Fuzzy-Input und Output Sets bildet die Fuzzy-Inferenz. Im ersten Schritt muss das sogenannte Regelwerk (vgl. Abschnitt 3.3) definiert werden. Dieses besteht aus „if...then“ Entscheidungsregeln und ordnet die verschiedenen Kombinationen der Zugehörigkeitsgrade der Input Sets den Output Sets zu. Da im Cb-LIKE Algorithmus vier Eingangsparameter mit jeweils drei Sets zur Verfügung stehen und alle Kombinationen ausgeschöpft werden, besteht das Regelwerk aus insgesamt 3^4 (81) Regeln. Um diesen Arbeitsschritt etwas deutlicher zu veranschaulichen, werden an dieser Stelle kurz die zwei Regeln vorgestellt, die am wenigsten bzw. meisten für Gewitterentwicklung sprechen. Die schwächste Bedingungsregel ist eine Kombination der Zugehörigkeitsgrade der Input Sets „niedrig“ für CAPE, Omega und Radarreflektivität sowie „hoch“ für die Temperatur an der Wolkenobergrenze (CTT - „Cloud Top Temperature“) und ist mit dem Output Set „sehr niedrig“ verknüpft. Sie lautet also folgendermaßen:

- **If** $CAPE_{niedrig}$ **AND** $\Omega_{niedrig}$ **AND** $Radarrefl._{niedrig}$ **AND** CTT_{hoch} **THEN** $Indikator_{sehr\ niedrig}$

Diese Art der linguistischen Darstellung der Entscheidungsregeln ist im Prinzip 1:1 in den Programmcode des Cb-LIKE Algorithmus als „if...then“ Bedingung übersetzt. Die Regel, die am stärksten für Gewitterentwicklung spricht, besteht dagegen aus den Zugehörigkeitsgraden der Input Sets „hoch“ für CAPE, Omega und Radarreflektivität sowie „niedrig“ für die Temperatur an der Wolkenobergrenze (CTT - „Cloud Top Temperature“) und ist mit dem Output Set „sehr hoch“ verknüpft. Sie lautet also daher:

- **If** $CAPE_{hoch}$ **AND** Ω_{hoch} **AND** $Radarrefl._{hoch}$ **AND** $CTT_{niedrig}$ **THEN** $Indikator_{sehr\ hoch}$

Nach diesem Schema werden im Cb-LIKE Algorithmus alle 81 Kombinationen der „if...then“ Entscheidungsregeln mit den fünf verschiedenen Fuzzy-Output Sets

verknüpft. Um bei der großen Anzahl von Regeln auch die diversen Zwischenfälle, so zum Beispiel eine Regelkombination mit den Zugehörigkeitsgraden der Sets $CAPE_{hoch}$ und $\Omega_{niedrig}$, strukturiert den Output Sets zuzuordnen, wurde für die Regelverteilung die Lösung über einen gewichteten Mittelwert gewählt. Für diesen Zweck wurden zuerst „virtuelle“ Punkte für die Input Sets verteilt, je nachdem ob sie eher für (+1) oder gegen (-1) Gewitterentstehung sprechen. Neutrale (mittlere) Sets erhielten einen Wert von 0. Ein Überblick über die gesamte Verteilung der „virtuellen“ Punkte ist in der folgenden Tabelle 5.3 zu finden.

Input Sets	Virtuelle Punktzahl
$CAPE_{hoch}, \Omega_{hoch}, Radar_{hoch}, CTT_{niedrig}$	+1
$CAPE_{moderat}, \Omega_{moderat}, Radar_{moderat}, CTT_{moderat}$	0
$CAPE_{niedrig}, \Omega_{niedrig}, Radar_{niedrig}, CTT_{hoch}$	-1

Tabelle 5.3.: Übersicht über die Verteilung der virtuellen Punkte von -1/0/1 für alle Fuzzy-Input Sets. Sets, die für Gewitterentwicklung sprechen, erhalten +1, neutrale 0 und eher gegen Gewitterentwicklung sprechende Sets -1 Punkte.

Nachdem jedem Input Set eine „virtuelle“ Punktzahl zwischen -1 und +1 zugeordnet ist, wird im nächsten Schritt die Berechnung der „virtuellen“ Gesamtpunktzahl jeder einzelnen Regel über den gewichteten Mittelwert durchgeführt, siehe dazu die Formel 5.1. x_i steht für die **virtuelle Punktzahl** der verschiedenen Input Sets wie definiert in Tabelle 5.3, g_i für die dazugehörige **Gewichtung**. In der Basiseinstellung des Cb-LIKE Algorithmus sind dabei alle Input Sets mit 1 gleich gewichtet. Der **gewichtete Mittelwert** m einer Bedingungsregel kann also Werte von +1 bis -1 annehmen für jegliche Kombinationen der Zugehörigkeitsgrade der Input Sets. Die Zuordnung der Entscheidungsregeln zu den Fuzzy-Output Sets in Abhängigkeit von m erfolgt schließlich nach Tabelle 5.4. So hätte die vorhin gezeigte schwächste Regel einen Mittelwert m von -1.0, und würde also wie erwartet mit dem Output Set „sehr niedrig“ verknüpft werden. Die stärkste Regel mit einem Wert m von +1.0 wäre dagegen mit dem Output Set „sehr hoch“ verbunden. Die symmetrische Zuordnung aller 81 Regeln ist in Tabelle 5.5 zu finden. So sind in der Grundeinstellung des Cb-LIKE Algorithmus 19 Regeln mit dem Output Set „moderat“, 26 jeweils mit „niedrig“ und „hoch“ sowie fünf je mit „sehr niedrig“ und „sehr hoch“ verknüpft. Durch die Verwendung des Mittelwertes m ist also eine symmetrische Verknüpfung aller Entscheidungsregeln zu den Output Sets gewährleistet.

Ein weiterer großer Vorteil dieser Art der Regelzuordnung ist der Einfluss der Gewichtung g_i in der Formel 5.1. Mit dieser Größe kann nun experimentiert werden, ob bestimmte Eingangsparameter einen größeren Anteil an einer besseren Vorhersagegüte aufweisen als andere. Diese Information kann dann für die Verbesserung der Gewittervorhersagen verwendet werden, siehe auch Kapitel 6.

$$m = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g_i}{\sum_{i=1}^n g_i} \quad (5.1)$$

Untere Grenze	Zuordnung zu Output Set	Obere Grenze
$-1.0 \leq m$	Sehr niedrig	$m < -0.6$
$-0.6 \leq m$	Niedrig	$m < -0.2$
$-0.2 \leq m$	Moderat	$m \leq 0.2$
$0.2 < m$	Hoch	$m \leq 0.6$
$0.6 < m$	Sehr hoch	$m \leq 1.0$

Tabelle 5.4.: Übersicht über die Zuordnung der Entscheidungsregeln in die einzelnen Fuzzy-Output Sets in Abhängigkeit vom gewichteten Mittelwert m .

Fuzzy-Output Set	Anzahl zugeordneter Entscheidungsregeln
Sehr niedrig	5
Niedrig	26
Moderat	19
Hoch	26
Sehr hoch	5

Tabelle 5.5.: Übersicht über die finale Zuordnung aller Entscheidungsregeln zu den fünf verschiedenen Fuzzy-Output Sets.

Nach der Verknüpfung der einzelnen Regeln zu den fünf Fuzzy-Output Sets aus Abschnitt 5.2.2 kann nun deren jeweiliger Zugehörigkeitsgrad von 0 bis 1 bestimmt werden. Verwendet wird dazu die schon vorgestellte RSS-Methodik, siehe dazu Abschnitt 3.3 mit Formel 3.1. Mit dieser werden alle einem Fuzzy-Output Set verbundenen Regeln berücksichtigt und tragen zur Berechnung dessen Zugehörigkeitsgrades bei. Danach kann durch die Defuzzifizierung der gewünschte Gewitterindikator abgeleitet werden.

5.2.4. Defuzzifizierung

Der Abschluss des Fuzzy-Logik Systems bildet die Defuzzifizierung. Diese beinhaltet die Berechnung eines scharfen („crisp“) Wertes aus der Belegung von 0 bis 1 der Fuzzy-Output Sets. Im Falle von Cb-LIKE ist dies der Gewitterindikator. Verwendet wird dafür die Methodik des gewichteten Mittelwertes, wie bereits in Abschnitt 3.3 mit Formel 3.2 vorgestellt. Es wird also für jeden Gitterpunkt des COSMO-DE Modells der gewichtete Mittelwert über alle fünf Fuzzy-Output Sets bestimmt. Dessen x-Wert, der am Ende im Bereich von $11,6\bar{6}$ und $88,3\bar{3}$ liegen muss, stellt den gewünschten Gewitterindikator dar. Hohe Cb-Indikatoren zeigen eine der Gewitterentwicklung zugeneigte Atmosphäre an, niedrige Werte sprechen eher gegen die Existenz von Gewitterzellen. Der Gewitterindikator kann dabei für einen Vorhersagezeithorizont von bis zu 21 Stunden für jeden COSMO-DE Modelllauf berechnet werden. Wie ein bestimmter Indikator in einen Gewitterwahrscheinlichkeitswert umgewandelt werden kann, wird in Kapitel 6.3 erklärt.

5.3. Best-Member-Selection

„Numerical Weather Prediction“ (NWP) Ensemblevorhersagen haben sich innerhalb des vergangenen Jahrzehnts als praktikables Mittel erwiesen, um zusätzlich zu den Prognosen auch Informationen über deren zugehörige Unsicherheiten (in einem probabilistischen Sinne) zur Verfügung zu stellen (Weusthoff et al., 2011). Anwendungsbeispiele für die Verwendung von Ensembles in der Vorhersage sind etwa in Stensrud et al. (1999) („Using Ensembles for Short-Range Forecasting“) oder McSweeney et al. (2012) („Selecting Ensemble Members to Provide Regional Climate Change Information“) zu finden. Ein aktuelles numerisches Wettervorhersagemodell, dessen Ensemblevorhersagen Mitteleuropa abdecken, ist das COSMO-DE EPS Modell. Dieses stellt pro Ausgabezeitpunkt 20 Member zur Verfügung, die aus unterschiedlichen Randbedingungen und Modelleigenschaften bestimmt werden. Für mehr Informationen siehe Theis et al. (2012). Da normalerweise nicht alle Member aus einem Ensemble die aktuelle Wettersituation gleich gut abbilden und Prognosen von vergleichbarer Genauigkeit bieten, kann eine Unterscheidung zwischen „guten“ und „schlechten“ Membern getroffen werden (vgl. Weusthoff et al., 2011). Die Auswahl eines einzelnen, „besten“ Members im Rahmen einer „Best-Member-Selection“ zur Optimierung von Vorhersagen ist also kein ungewöhnlicher Gedanke. Dies wurde auch schon in Tafferner et al. (2002) vorgeschlagen. Bei Anwendung einer „Best-Member-Selection“ stellt sich allerdings die Frage, ob die Auswahl des besten Members auch die besten Prognosen für einen längerfristigen Vorhersagezeithorizont bietet. Dies wurde zum Beispiel in Bright & Nutter (2004) und Weusthoff et al. (2011) untersucht. Als Problem stellte sich dabei heraus, dass das anfänglich ausgewählte „beste“ Member in vielen Fällen nicht das beste Member über die gesamte Vorhersagezeit bleibt, sondern nach einer bestimmten Vorhersagedauer von einem anderen Member in Bezug auf die Vorhersagegenauigkeit abgelöst wird. Wie in Weusthoff et al. (2011) und Bright & Nutter (2004) gezeigt, bietet also das anfangs ausgewählte Ensemblemember nicht unbedingt die besten Prognosen innerhalb längerer Vorhersagezeiträume. Nichtsdestotrotz wurde vor das Fuzzy-Logik System von Cb-LIKE nachträglich eine „Best-Member-Selection“ implementiert. Dadurch soll, bezogen auf die aktuelle Gewittersituation, dem neuen Algorithmus der bestmögliche COSMO-DE Output für die Berechnung der Gewittervorhersagen zur Verfügung gestellt werden. Ob sich dies positiv auf die Genauigkeit der Cb-LIKE Gewitterprognosen auswirkt, wird in Kapitel 6.2.8 der Verifikation untersucht.

Die „Best-Member-Selection“ in Cb-LIKE ermöglicht die automatische Auswahl des zur aktuellen Gewittersituation am besten passenden COSMO-DE Modelllaufes aus einem „time-lagged“-Ensemble des COSMO-DE Modells. Als hypothetisches Beispiel soll eine sechsstündige Gewittervorhersage ab 1400 UTC angenommen werden, der aktuellste (jüngste) COSMO-DE Modelllauf wäre in diesem Fall von 1200 UTC. Da man aber nicht davon ausgehen kann, dass der jüngste Lauf die aktuelle Wettersituation am besten abbildet und damit die besten Vorhersage bietet, macht es an dieser Stelle Sinn, ein Ensemble, bestehend aus den letzten fünf Modellläufen (1200, 0900, 0600, 0300, 0000 UTC), zu be-

trachten. Da vielleicht ein älterer Lauf die aktuelle Gewittersituation um 1400 UTC besser abbildet, könnte somit eine noch bessere Prognose mit Cb-LIKE erreicht werden. Um einen sechsständigen Vorhersagehorizont zu gewährleisten, ist das Ensemble aufgrund der maximalen 21-stündigen Vorhersage des COSMO-DE Modells auf die letzten fünf Modellläufe beschränkt. Um den bestmöglichen Modelllauf herauszufiltern, wird ein räumlicher Vergleich mit den Rad-TRAM Beobachtungsdaten, welche die aktuelle Gewittersituation darstellen, durchgeführt. Der Abgleich findet dabei automatisch für das gesamte Gebiet statt, für welches anschließend die Gewittervorhersagen berechnet werden. Für den angestrebten Objekt-/Gitterpunktvergleich werden dabei aus dem synthetischen Radarfeld Objekte mit einem Grenzwert von 37 dBZ bestimmt. Dadurch ist ein guter, deterministischer Vergleich mit den Rad-TRAM Analysedaten gewährleistet, da in diesem Verfahren zur Detektion der Starkniederschlagszellen der gleiche Grenzwert verwendet wird. Um beide Datenfelder miteinander vergleichen zu können, werden die Rad-TRAM Objekte mit Hilfe der Formeln 4.1 und 4.2 in einem ersten Schritt auf das COSMO-DE Modellgitter umgerechnet. Nach der Auswahl des am besten passenden Modelllaufes werden mit dessen Daten die Gewittervorhersagen mit Cb-LIKE berechnet. Somit fungiert die „Best-Member-Selection“ als Schnittstelle zwischen Kurzzeit- und Längerfristvorhersage („nowcasting“ <-> „forecasting“). Insgesamt stehen für die „Best-Member-Selection“ vier verschiedene Modi zur Auswahl, die an dieser Stelle kurz vorgestellt werden sollen.

Objektvergleich

Der erste Modus bietet einen einfachen Objektvergleich zwischen synthetischen (COSMO-DE Radarfeld) und beobachteten Objekten (Rad-TRAM). Für jeden Modelllauf aus dem Ensemble wird dabei die Gesamtanzahl seiner synthetischen Radarobjekte bestimmt, die eine Überlappung („overlap“) mit Rad-TRAM Objekten aufweisen. Überlappung bedeutet in diesem Kontext, dass der entsprechende Modelllauf das Rad-TRAM Objekt richtig vorhergesagt hat. Ein einziger deckungsgleicher Gitterpunkt ist dabei für einen positiven Objektvergleich ausreichend. Sobald diese Bedingung erfüllt ist, fließt das synthetische Radarobjekt als richtige Vorhersage in die Statistik ein. Derjenige Modelllauf aus dem Ensemble, der die meisten sich überlappenden synthetischen Radarobjekte mit Rad-TRAM Objekten aufweist, bietet also die beste Abbildung der aktuellen Wettersituation. Dieser Lauf wird dann automatisch weiter im Cb-LIKE Algorithmus zur Berechnung der Gewittervorhersagen verwendet. Sollten zwei oder mehr Modellläufe die aktuelle Gewittersituation gleich gut abbilden, wird immer der jüngere zur Anwendung kommen. In Abbildung 5.7 ist eine Beispielsituation dargestellt. Das Rad-TRAM Objekt wird dabei von den Modellläufen M1, M2 und M5 nicht getroffen, diese werden damit nicht weiter berücksichtigt. Die Läufe M3 und M4 weisen dagegen jeweils eine Überlappung ihres synthetischen Radarobjektes mit dem Rad-TRAM Objekt auf. Da, wie schon vorher erwähnt, bei gleich guten Modellläufen immer der jüngere verwendet wird, würde der „Best-Member-Selection“ Algorithmus in diesem Beispiel automatisch den Lauf M3 für die weitere Verwendung in Cb-LIKE auswählen.

Gitterpunktvergleich

In diesem Modus gilt als Auswahlkriterium für den besten Modelllauf nun die Gesamtzahl gemeinsamer Gitterpunkte zwischen den Vorhersage- und Beobachtungsobjekten. Derjenige Modelllauf aus dem Ensemble, dessen synthetische Radarobjekte die meisten Gitterpunkte deckungsgleich mit Rad-TRAM Objekten aufweist, bildet die aktuelle Wettersituation am besten ab und kommt im Cb-LIKE Algorithmus zur Anwendung. Wie im ersten Modus wird bei Gleichheit automatisch immer der jüngere Modelllauf ausgewählt. Im Beispiel aus Abbildung 5.7 würde nun der Lauf M4 als der beste identifiziert werden, da er die größte Anzahl an Gitterpunkten, symbolisiert durch die größere grüne Überlappungsfläche, deckungsgleich mit dem Rad-TRAM Objekt aufweist. Es ist also durchaus möglich, dass bei einem Vergleich zwischen beiden Methoden unterschiedliche Ergebnisse in der Wahl des besten Modelllaufes auftreten.

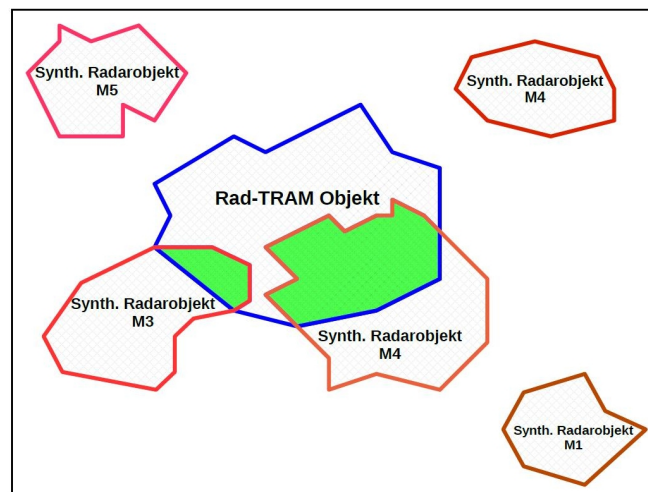


Abbildung 5.7.: Beispiel für den Objekt-/Gitterpunktvergleich. In der dargestellten Situation befindet sich ein Rad-TRAM Objekt im Zentrum des Modellgebietes. Aus den synthetischen Radarfeldern der fünf Modellläufe aus dem Ensemble wird ebenfalls jeweils ein synthetisches Radarobjekt bestimmt. Der jüngste Modelllauf ist mit M1 gekennzeichnet, der älteste mit M5. Nur die synthetischen Radarobjekte aus den Läufen M3 und M4 weisen eine Überlappung mit dem Rad-TRAM Objekt auf (grüne Fläche). Die weitere Beschreibung findet sich im vorangegangenen Text.

Gitterpunktverhältnis

Der dritte Modus verwendet ein Gitterpunktverhältnis, um den besten Modelllauf herauszufiltern. Zuerst werden für jeden Lauf alle Gitterpunkte (G_o) der synthetischen Radarobjekte gezählt, die sich mit Rad-TRAM Objekten überdecken. Als zweites wird für jeden Modelllauf die komplette Anzahl der Gitterpunkte bestimmt (G_a), die durch die synthetischen Radarobjekte belegt sind. Die Kürzel „o“ und „a“ stehen dabei für „overlap“ und „all“. Im dritten Schritt wird dann

das Gitterpunktverhältnis V_g folgendermaßen bestimmt:

$$V_g = \frac{G_o}{G_a} \quad (5.2)$$

Durch die Berechnung des Verhältnisses kann nicht nur überprüft werden, wie gut ein Modelllauf mit den Rad-TRAM Objekten übereinstimmt, sondern auch, ob ein Lauf zusätzlich weitere Vorhersageobjekte in anderen Bereichen des Modellgebietes aufweist, in denen keine Starkniederschlagszellen durch Rad-TRAM detektiert wurden. Je mehr synthetische Radarobjekte ohne Überlappung mit Rad-TRAM Objekten existieren, desto kleiner wird das Gitterpunktverhältnis V_g . Der ideale Wert liegt dabei bei 1. In diesem Fall würden die synthetischen Radarobjekte mit allen Gitterpunkten deckungsgleich zu Rad-TRAM Objekten liegen. Mögliche zusätzliche Rad-TRAM Objekte, die keine Überlappung mit synthetischen Radarobjekten aufweisen, werden an dieser Stelle nicht mit berücksichtigt. Mit der Berechnung des Gitterpunktverhältnisses kann also nur überprüft werden, ob ein Modelllauf sehr viele falsch prognostizierte synthetische Radarobjekte aufweist. In Abbildung 5.8 (b) ist zum besseren Verständnis ein Beispiel für den dritten Modus gezeigt. Es existieren in diesem Fall nur die Läufe M3 und M4. Dabei weist der Lauf M3 mit einer größeren Anzahl an Gitterpunkten (größere grüne Fläche) eine Überlappung mit dem Rad-TRAM Objekt auf als M4. Während es allerdings von M4 nur ein einziges synthetisches Radarobjekt gibt, befinden sich im Umkreis des Rad-TRAM Objektes drei weitere Objekte aus dem Modelllauf M3. Obwohl also der jüngere Lauf M3 mit einem einzelnen Objekt eine größere Überlappung (größere grüne Fläche = mehr Gitterpunkte) mit dem Rad-TRAM Objekt aufweist, würde sich der Algorithmus an dieser Stelle für den Modelllauf M4 entscheiden, da dieser keine zusätzlichen, falsch prognostizierten synthetischen Radarobjekte in anderen Bereichen des Modellgebietes ausgibt. Das Gitterpunktverhältnis V_g von M4 wäre also insgesamt größer. Durch die Berechnung des Verhältnisses kann also ein Modelllauf, in diesem Beispiel M3, der viele falsch prognostizierte synthetische Radarobjekte aufweist, erkannt und aussortiert werden. Falls zwei oder mehr Läufe das gleiche Verhältnis aufweisen sollten, wird am Ende wieder der jüngere verwendet.

Objektverhältnis

Der vierte Modus beinhaltet die Berechnung eines Objektverhältnisses V_o für die Auswahl des besten Modelllaufes. Es werden nun alle synthetischen Radarobjekte O_o eines Laufes gezählt, die eine Überlappung mit Rad-TRAM Objekten aufweisen. Diese Zahl wird dann durch die Gesamtzahl aller synthetischen Radarobjekte O_a eines Laufes geteilt und das Objektverhältnis mit Formel 5.3 berechnet. Der Lauf aus dem Ensemble, der am Ende das größte Objektverhältnis aufweist, wird dann automatisch zur Berechnung der Gewittervorhersagen im „Best-Member-Selection“ Algorithmus ausgewählt. In der Beispielsituation der Abbildung 5.8 wäre dies M4 mit einem idealen Objektverhältnis $V_o = 1$. Dieses ist damit viermal so hoch als im Vergleich zu M3 ($V_o = 0,25$).

$$V_o = \frac{O_o}{O_a} \quad (5.3)$$

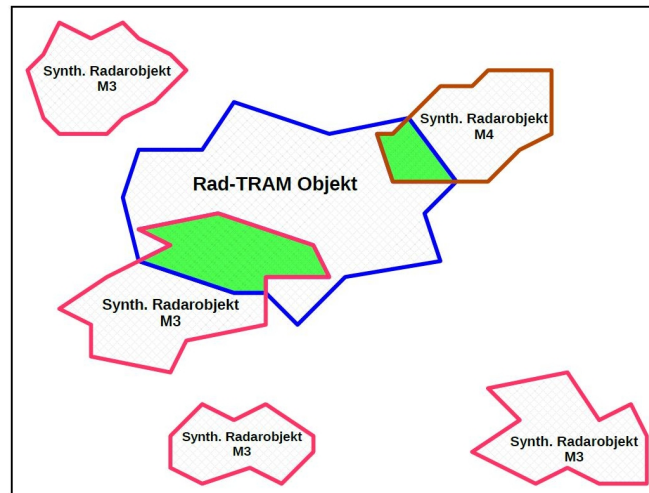


Abbildung 5.8.: Beispiel für das Gitterpunkt-/Objektverhältnis. In der dargestellten Situation befindet sich ein Rad-TRAM Objekt im Zentrum des Modellgebietes. In diesem Fall sind nur die synthetischen Radarobjekte aus den Läufen M3 und M4 verfügbar. M3 repräsentiert dabei den jüngeren Lauf. Die weitere Beschreibung findest du im vorangegangenen Text.

5.4. Fallbeispiele zu Cb-LIKE

Um ein besseres Verständnis zu bekommen, wie sich die vier Eingangsparameter auf die Berechnung des Cb-LIKE Gewitterindikators auswirken, werden an dieser Stelle drei fiktive Beispiele gezeigt. Anschließend wird ein konkretes Fallbeispiel einer sechsstündigen Vorhersage vorgestellt, um eine erste Einschätzung der Leistungsfähigkeit des Cb-LIKE Algorithmus zu geben. Als erstes sollen die folgenden Werte der vier Eingangsparameter für einen Gitterpunkt des COSMO-DE Modells angenommen werden:

- CAPE: 450.0 J/kg
- Omega: -45.0 hPa/h
- Radarreflektivität: 23.0 dBZ
- Temperatur Wolkenobergrenze: 260.0 K

Diese gewählten Werte liegen jeweils innerhalb der gegen Gewitterentwicklung sprechenden Fuzzy-Input Sets (vgl. Kapitel 5.2.1), also niedriges/moderates CAPE, Omega und Radarreflektivität sowie eine moderate/hohe Temperatur an der Wolkenobergrenze. Dies sollte am Ende des Cb-LIKE Algorithmus einen eher

niedrigen Gewitterindikator zur Folge haben. In Abbildung 5.9 ist der finale Output dargestellt. Durch die gewählten Werte der Eingangsparameter erhalten die Fuzzy-Output Sets über das Regelwerk die folgenden Zugehörigkeitsgrade:

- Sehr niedrig: 0,42
- Niedrig: 0,96
- Moderat: 0,27
- Hoch: 0,0
- Sehr hoch: 0,0

Durch die Anwendung der „Weighted Average Method“ (siehe Abschnitt 3.3 mit Formel 3.2) fließen die verschiedenen Zugehörigkeitsgrade direkt in die Berechnung des scharfen Outputs mit ein. Diese werden durch die farbigen Flächen in Abbildung 5.9 dargestellt. Aufgrund des höchsten Zugehörigkeitsgrades des Fuzzy-Output Sets „niedrig“ liegt der gewichtete Mittelwert aller fünf Sets in der Nähe dessen Schwerpunktes. Durch den höheren Grad von „sehr niedrig“ im Vergleich zu „moderat“ verschiebt sich der final gewichtete Mittelwert auf einen x-Wert von 29,5. Nehmen die Eingangsparameter also Werte an, die eher gegen Gewitterentwicklung sprechen, berechnet der Cb-LIKE Algorithmus wie vermutet einen niedrigen Indikator.

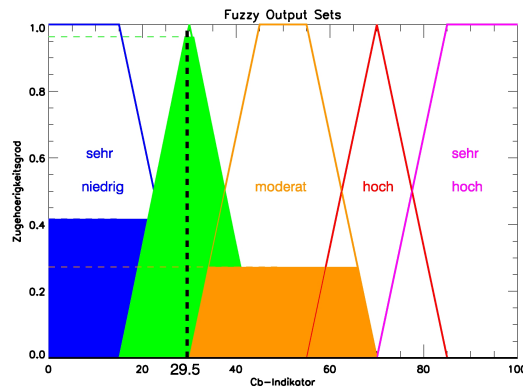


Abbildung 5.9.: Gewichtung der Fuzzy-Output Sets als Folge der eher gegen Gewitter sprechenden Eingangsparameter. Die farbigen Flächen repräsentieren dabei die jeweiligen Zugehörigkeitsgrade der fünf Sets. Die Abszisse umfasst den Wertebereich des Gewitterindikators von 0 bis 100, die Ordinate bildet den Zugehörigkeitsgrad von 0 bis 1 ab.

Im zweiten Beispiel soll nun gezeigt werden, wie sich der Cb-LIKE Indikator bei eher für Gewitterentwicklung sprechenden Eingangsparametern verhält. Gewählt werden an dieser Stelle die folgenden Werte:

- CAPE: 950.0 J/kg
- Omega: -98.0 hPa/h

- Radarreflektivität: 41.0 dBZ
- Temperatur Wolkenobergrenze: 228.0 K

Mit diesen Werten erhalten hauptsächlich die Fuzzy-Input Set Bereiche moderat/hoch (CAPE, Omega und Radarreflektivität) sowie kalt/moderat (Temperatur an der Wolkenobergrenze) einen Zugehörigkeitsgrad größer 0. Dies spricht eher für eine Entwicklung von Gewittern (hoher Gewitterindikator). In Abbildung 5.10 ist wieder der finale Cb-LIKE Output dargestellt, die einzelnen Fuzzy-Output Sets weisen dabei die folgenden Zugehörigkeitsgrade auf:

- Sehr niedrig: 0,0
- Niedrig: 0,0
- Moderat: 0,48
- Hoch: 0,85
- Sehr hoch: 0,32

In diesem Fallbeispiel sind also über das Regelwerk nur die höheren Fuzzy-Output Sets mit einer Gewichtung größer 0 belegt. Da das Set „hoch“ mit Abstand den höchsten Zugehörigkeitsgrad besitzt, liegt der gewichtete Mittelwert aller fünf Sets in der Nähe dessen Schwerpunktes. Da das Set „moderat“ einen höheren Zugehörigkeitsgrad als das Set „sehr hoch“ aufweist, verschiebt sich der final gewichtete Mittelwert etwas nach links auf einen x-Wert von 67,1. Für Gewitter sprechende Werte in den Eingangsparametern führen damit wie erwartet zu einem höheren Gewitterindikator im Cb-LIKE Algorithmus.

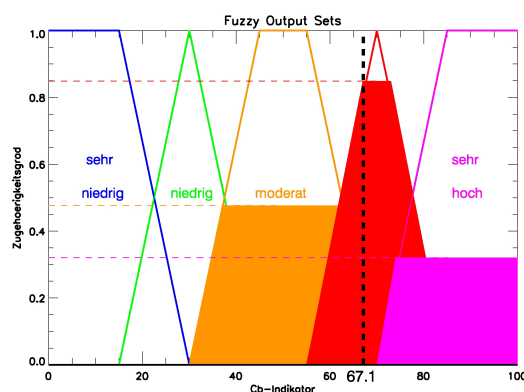


Abbildung 5.10.: Zugehörigkeitsgrade der Fuzzy-Output Sets als Folge der eher für Gewitter sprechenden Eingangsparameter. Die farbigen Flächen repräsentieren dabei die jeweiligen Zugehörigkeitsgrade der fünf Sets. Die Abszisse umfasst den Wertebereich des Gewitterindikators von 0 bis 100, die Ordinate bildet den Zugehörigkeitsgrad von 0 bis 1 ab.

Im dritten Beispiel soll nun gezeigt werden, wie sich der Cb-LIKE Indikator verhält, wenn jeweils zwei Parameter für bzw. zwei gegen Gewitterentwicklung sprechen. Für diesen Zweck wurden folgende Werte ausgewählt:

- CAPE: 450.0 J/kg
- Omega: -98.0 hPa/h
- Radarreflektivität: 41.0 dBZ
- Temperatur Wolkenobergrenze: 260.0 K

Mit diesen Werten erhalten hauptsächlich die Fuzzy-Input Set Bereiche niedrig/moderat für CAPE, moderat/warm für die Temperatur an der Wolkenobergrenze sowie moderat/hoch für Omega und die Radarreflektivität einen Zugehörigkeitsgrad größer 0. Zwei Parameter (Omega und Radarreflektivität) sprechen also für Gewitterentwicklung, die zwei anderen (CAPE und Temperatur an der Wolkenobergrenze) eher dagegen. In Abbildung 5.10 ist wieder der finale Cb-LIKE Output dargestellt, die einzelnen Fuzzy-Output Sets weisen dabei die folgenden Zugehörigkeitsgrade auf:

- Sehr niedrig: 0,0
- Niedrig: 0,87
- Moderat: 0,64
- Hoch: 0,48
- Sehr hoch: 0,0

In diesem Fallbeispiel sind also über das Regelwerk nur die mittleren Fuzzy-Output Sets mit einer Gewichtung größer 0 belegt. Das Set „niedrig“ weist dabei den höchsten Zugehörigkeitsgrad auf, die beiden Sets „moderat“ und „hoch“ sind mit einem geringeren Grad belegt. Mit Anwendung der „Weighted Average Method“ (Formel 3.2) wird ein Gewitterindikator von 46,1 berechnet. Für den Fall, dass die Parameter ausgeglichen für bzw. gegen Gewitterentwicklung sprechen, berechnet der Cb-LIKE Algorithmus also eher einen moderaten Indikatorwert.

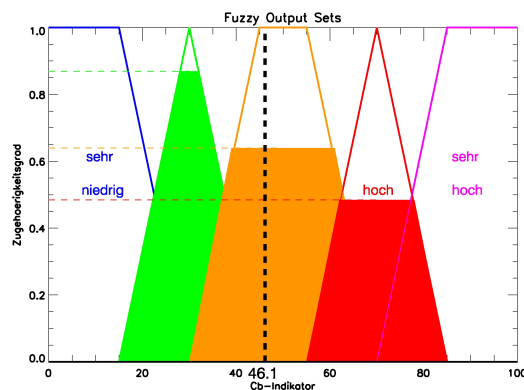


Abbildung 5.11.: Zugehörigkeitsgrade der Fuzzy-Output Sets als Folge der für und gegen Gewitter sprechenden Eingangsparameter. Die farbigen Flächen repräsentieren dabei die jeweiligen Zugehörigkeitsgrade der fünf Sets. Die Abszisse umfasst den Wertebereich des Gewitterindikators von 0 bis 100, die Ordinate bildet den Zugehörigkeitsgrad von 0 bis 1 ab.

Die Vorhersagequalität des Cb-LIKE Algorithmus für eine sechsstündige Gewittervorhersage wird nun an einem realen Fallbeispiel gezeigt. Dafür wurde der 22.06.2011 ausgewählt, ein Tag mit hoher Gewitteraktivität am Nachmittag über Mitteleuropa. In Abbildung 5.12 ist die dazugehörige Großwetterlage um 1200 UTC dargestellt. Die Achse eines ausgeprägten Höhentrogos erstreckt sich dabei von den Britischen Inseln quer über Frankreich. Auf der Trogvorderseite, die sich durch Vertikalbewegung und damit Labilisierung der Luftmassen auszeichnet, liegen Deutschland und Teile der angrenzenden Nachbarstaaten. Die Lage des Trogos begünstigt somit die starke Gewitteraktivität an diesem Nachmittag über Mitteleuropa.

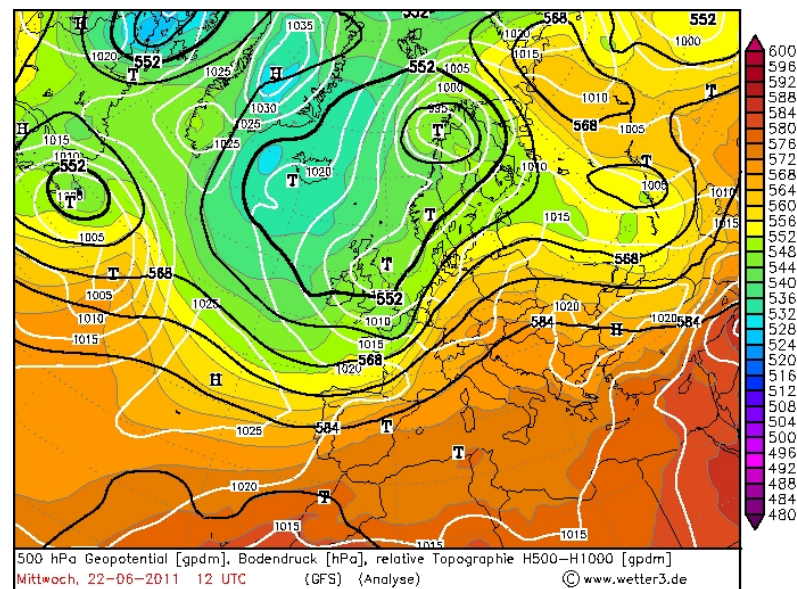


Abbildung 5.12.: 500 hPa Geopotential [gpdm] mit dem jeweiligen Bodendruck am 22.06.2011 um 1200 UTC (Quelle: <http://www.wetter3.de/Archiv/>).

Der verwendete COSMO-DE Modelllauf ist von 1200 UTC, die ein- bis sechsstündigen Cb-LIKE Vorhersagen decken dabei den zeitlichen Bereich von 1300 bis 1800 UTC ab, ersichtlich in Abbildung 5.13 auf den Bildern (a) bis (f). Die blauen Objekte entsprechen dabei den Rad-TRAM Analysen (Schwellwert 37 dBZ) zu den jeweiligen Zeitpunkten. Die von Cb-LIKE vorhergesagten Indikatoren werden als farbige Flächen dargestellt, von grün (30) bis lila (maximal).

Um 1300 UTC sind in Abbildung 5.13 (a) größere Rad-TRAM Objekte an der französisch-schweizerischen Grenze, in Mittel- und Norddeutschland sowie süd-/südwestlich von München zu erkennen. Während die Objekte in Frankreich mit vorhergesagten Gewitterindikatoren von 50 bis über 70 sehr gut abgedeckt werden, ist die Cb-LIKE Prognose für Deutschland räumlich etwas verschoben. Die Gebiete mit den höchsten Gewitterindikatoren befinden sich dabei leicht östlich der beobachteten Rad-TRAM Objekte. Auf den Bildern (b) und (c) um 1400 und 1500 UTC verlagert sich die Gewitteraktivität gut erkennbar nach Osten. In Mittel- und Norddeutschland stimmt die Cb-LIKE Vorhersage mit der Beobachtung überein, da die Rad-TRAM Objekte mit höchsten Indikatorwerten zu-

sammenfallen. Auch eine Zelle östlich von München wird fast deckungsgleich mit einem Indikator von 60 in (b) bzw. 80 in (c) erfasst. Im Bereich der französisch-schweizerischen Grenze werden die blauen Objekte ebenfalls zufriedenstellend mit farbigen Flächen abgedeckt. Um 1600 UTC (Bild (d)) ist weiterhin eine starke Gewitteraktivität über Mitteleuropa zu erkennen, allerdings wieder ein gutes Stück nach Nordosten verschoben. Die vierstündigen Vorhersagen aus dem Cb-LIKE Algorithmus von 1200 UTC zeigen dabei immer noch eine gute Übereinstimmung mit den Rad-TRAM Objekten, vor allem in Nordostdeutschland und östlich von München an der Grenze zu Österreich. Auch in der Nordschweiz und Südwestdeutschland werden die Gewitter noch weitestgehend gut vorhergesagt. In den Abbildungen (e) und (f), den Vorhersagen für 1700 und 1800 UTC, verschiebt sich die gesamte Gewitteraktivität weiter nach Osten. Gut zu erkennen ist, dass die fünf- und sechstündigen Cb-LIKE Vorhersagen für die Bereiche nördlich von Prag und westlich von Berlin bzw. Wien weiterhin sehr gut sind, die Rad-TRAM Objekte also immer noch mit hohen Gewitterindikatoren weitestgehend übereinstimmen. In der Nordschweiz und Süd-/Südwestdeutschland zeigt sich nun allerdings, dass die Vorhersagen mit zunehmender Vorlaufzeit räumlich etwas ungenauer werden. So werden für 1700 und 1800 UTC einige Rad-TRAM Objekte rund um Bern und München nicht mehr bzw. nur mit sehr niedrigen Gewitterindikatoren überlagert, die hohen Indikatorwerte sind dabei räumlich etwas verschoben. Dies ist vermutlich der schon langen Vorhersagezeit von fünf bzw. sechs Stunden geschuldet.

Zusammengefasst lässt sich also festhalten, dass der Cb-LIKE Algorithmus für diesen Beispielfall gute Ergebnisse liefert. So werden die Rad-TRAM Objekte bis zu einem Vorhersagezeitraum von vier Stunden sehr gut mit hohen Indikatoren abgedeckt. Für fünf und sechs Stunden im Voraus sind die Vorhersagen größtenteils immer noch gut, allerdings lässt sich bereits eine gewisse räumliche Unschärfe beobachten. Wie gut die Cb-LIKE Vorhersagen im Mittel tatsächlich sind, wird im folgenden Kapitel mit einer statistischen Auswertung und Berechnung verschiedener Verifikationsgrößen für den Sommerzeitraum 2012, Juni bis einschließlich September, analysiert.

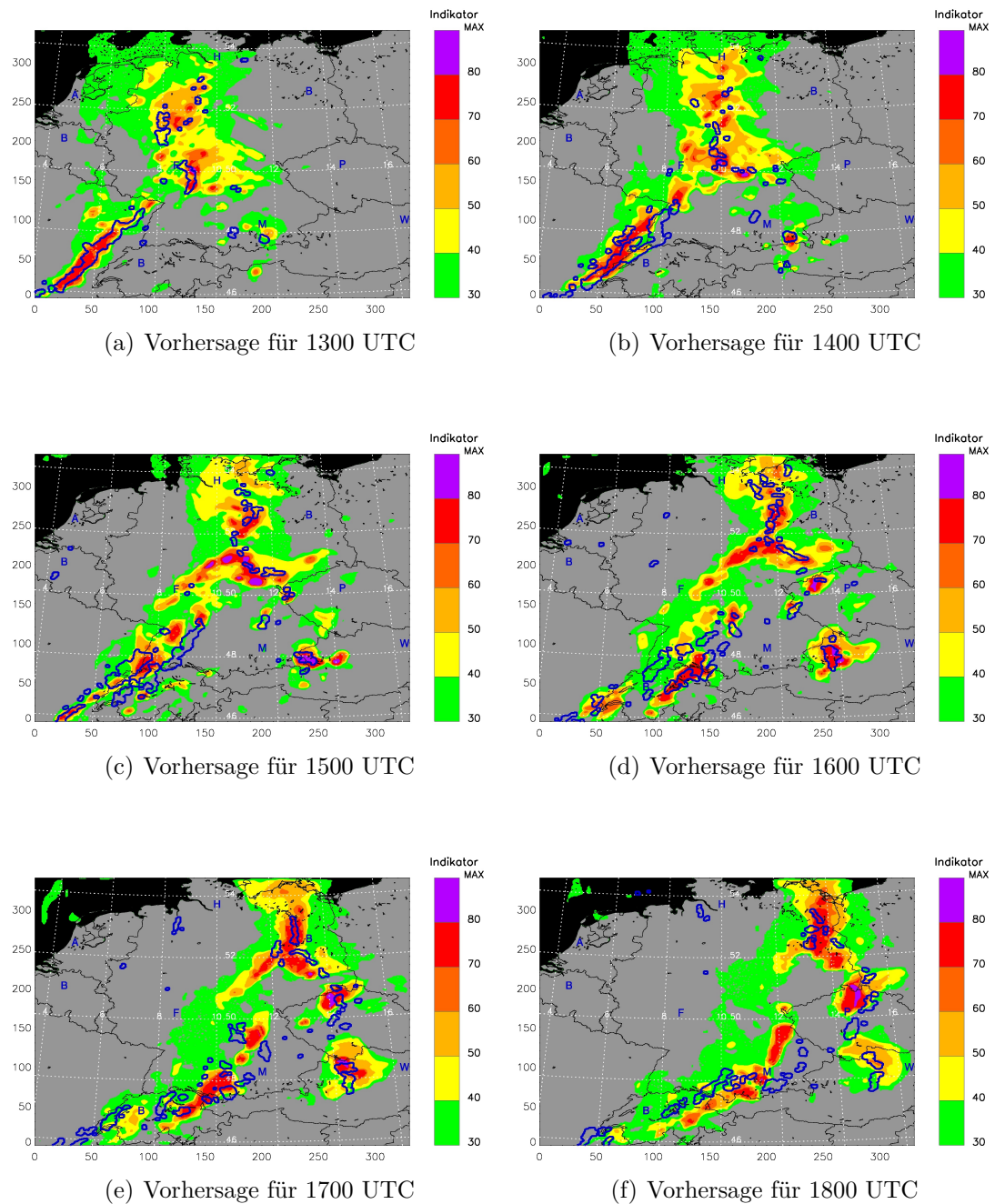


Abbildung 5.13.: Beispiel einer ein- bis sechsständigen Cb-LIKE Gewittervorhersage (Abbildungen (a) bis (f), 1300 bis 1800 UTC) für den 22.06.2011. Die Rad-TRAM Daten (blaue Objekte) zeigen jeweils die aktuelle Gewittersituation zu den Vorhersagezeitpunkten. Die farbigen Flächen repräsentieren die Vorhersage durch den berechneten Gewitterindikator aus dem Cb-LIKE Algorithmus. Verwendet wurde dafür der COSMO-DE Modelllauf von 1200 UTC.

6. Verifikation der Gewittervorhersagen von Cb-LIKE

Um die Güte des Cb-LIKE Algorithmus zu bestimmen, müssen seine Vorhersagen über einen längeren Zeitraum verifiziert werden. Dazu stehen eine sehr große Anzahl von Verifikationsmethoden und Größen zur Verfügung, von denen im folgenden Kapitel einige zur Anwendung kommen werden. Mit Hilfe des Verifikationsprozesses soll untersucht werden, ob Cb-LIKE eine sinnvolle neue Methodik für Gewittervorhersagen von hoher Qualität auf der Datenbasis des COSMO-DE Modells darstellt. Zu diesem Zweck werden die synthetischen Radarfelder aus dem Modell ebenfalls verifiziert und mit dem neuen Algorithmus verglichen. Zudem findet ein Vergleich der Cb-LIKE Vorhersagen mit der Variable „Gewitterwahrscheinlichkeit“ aus dem COSMO-DE Modelloutput statt.

Im ersten Teil des folgenden Kapitels sind allgemeine Informationen zur Verifikation von Gewittervorhersagen zu finden und soll einen Überblick über die historische Entwicklung, generelle Schwierigkeiten und unterschiedliche Verifikationsansätze geben. Im zweiten Abschnitt wird die verwendete Verifikationsmethodik, die für den Cb-LIKE Algorithmus zur Anwendung kommt, detailliert vorgestellt. Im dritten Teil werden schließlich die finalen Ergebnisse der Verifikation dargestellt und im Detail diskutiert.

6.1. Verifikationsmethoden - Deterministischer Ansatz

Verifikation ist ein unverzichtbarer Teil in der meteorologischen Forschung und auf dem Gebiet der operationellen Vorhersagen. Wenn die Methodik fachgerecht konzipiert ist, dann können mit den Verifikationsergebnissen die Bedürfnisse vieler verschiedener Gruppen einschließlich Modellierer, Synoptiker und Nutzer von Vorhersagen befriedigt werden (Casati et al., 2008). Kleinskalige Variabilität in hochauflösenden Wettervorhersagen stellt dabei ein anspruchsvolles Problem in der Verifikation der Prognosen dar (Gilleland et al., 2009). Allgemein betrachtet kann das gesamte Forschungsgebiet zur Verifikation von Vorhersagen in zwei Hauptbereiche eingeteilt werden: probabilistische und deterministische Verifikationsansätze.

Zur Verifikation der Cb-LIKE Gewitterprognosen wurde sich für einen deterministischen Verifikationsansatz entschieden, also ein Objektvergleich zwischen

Vorhersage- und Beobachtungsobjekten. Als Beobachtung dienen dabei die Gewitterinformationen aus Rad-TRAM. Wie bereits in Kapitel 4.1 erwähnt, werden die detektierten Zellen mit einem Grenzwert von 37 dBZ aus dem Europäischen Radarkomposit im XML-File Format gespeichert und stehen im normalen Scanmodus 15-minütig zur Verfügung. Die beobachteten Starkniederschlagszellen sind also eindeutig definiert. Als Vorhersage wird zum einen der Output aus Cb-LIKE verwendet, um dessen allgemeine Qualität zu überprüfen. Aus den Prognosen des neuen Algorithmus können dabei durch die Wahl eines bestimmten Indikatorwertes ebenfalls eindeutig definierte Objekte bestimmt werden. Als Vorhersagen aus dem COSMO-DE Modell werden das synthetische Radarfeld sowie die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit verwendet. Diese beiden Felder dienen als Vergleich zum Cb-LIKE Algorithmus. Damit kann überprüft werden, ob dieser Gewittervorhersagen von hoher Qualität auf der Datenbasis des COSMO-DE Modells bietet. Aus den beiden COSMO-DE Vorhersagefeldern können dabei ebenfalls eindeutige Objekte bestimmt werden, als Grenzwerte werden an dieser Stelle die Reflektivität in dBZ und die Wahrscheinlichkeit in % verwendet. Zusammengefasst werden also die Rad-TRAM Objekte (Beobachtung) jeweils mit den Cb-LIKE, synthetischen Radar- und COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeitsobjekten (Vorhersage) verglichen. Da sich aus den Beobachtungsdaten und den drei Vorhersagefeldern eindeutig definierte Beobachtungs- und Vorhersageobjekte bestimmen lassen, ist die Anwendung eines deterministischen Verifikationsansatzes sinnvoll. Könnte am Ende des gesamten Verifikationsprozesses gezeigt werden, dass der Cb-LIKE Algorithmus durch die Kombination von ausgewählten Datenfeldern nach meteorologischem Sachverstand bessere Vorhersagen liefern kann als die rein aus der Modellphysik berechneten Vorhersagefelder, so wäre das, hinsichtlich der Verbesserung der Vorhersagequalität von Gewittern, ein gutes Ergebnis.

Zur Verifikation von deterministischen Vorhersagen gibt es eine Vielzahl von verschiedenen Methoden, die in die folgenden Kategorien eingeteilt sind: visuelle („visual“), dichotome („dichotomous“), multi-kategorische („multi-category“), kontinuierliche („continuous“) und räumliche („spatial“) Methoden. Informationen zu den verschiedenen Ansätzen sind unter anderem in den Büchern von Wilks (2006) und Jolliffe & Stephenson (2003) oder auch auf der Homepage des CAWCR („Centre for Australian Weather and Climate Research“)¹ zu finden.

Die visuelle ist eine der ältesten Verifikationsmethoden. Durch menschliche Beurteilung in der Abschätzung von Vorhersagefehlern ist diese Methode allerdings ein höchst subjektiver und damit nicht quantitativer Ansatz um Daten miteinander zu vergleichen.

Die sogenannten dichotomen Vorhersagen („dichotomous forecasts“) werden auch ja/nein oder binäre (1/0) Gewitterprognosen genannt, siehe dazu auch Doswell III et al. (1990). Zur Verifikation dieser binären Vorhersagen werden sogenannte 2x2 Kontingenz-/Kreuztabellen („contingency tables“) verwendet (Abb. 6.1). Diese Tabellen bestehen aus vier verschiedenen Vorhersage-/Ereignispaaren, die nach Wilks (2006) folgendermaßen beschrieben werden:

- „Hits“ - Anzahl von beobachteten Ereignissen, die korrekt vorhersagt wur-

¹<http://www.cawcr.gov.au/projects/verification/> [19.05.2015]

den.

- „False alarms“ - Anzahl von vorhergesagten Ereignissen, die nicht beobachtet wurden.
- „Misses“ - Anzahl von beobachteten Ereignissen, die nicht vorhergesagt wurden.
- „Correct negatives“ - Ereignisse, die weder vorhergesagt noch beobachtet wurden.

Diese Einteilung ist ein intuitiver Ansatz um Vorhersagen zu kategorisieren und kommt oft zur Anwendung (Stich, 2012). Sie ist nützlich, da auf den ersten Blick ersichtlich ist, welche Fehler in der Vorhersage durch einen Algorithmus gemacht werden. Eine perfekte Prognose würde nur „hits“ und „correct negatives“ produzieren.

		Observation	
		Yes	No
Forecast	Yes	<i>hits</i>	<i>false alarms</i>
	No	<i>misses</i>	<i>correct negatives</i>

Abbildung 6.1.: Die vier möglichen Ergebnisse für eine deterministische Vorhersage eines binären Ereignisses (siehe Wilks, 2006).

Basierend auf diesen Kontingenztabellen können viele verschiedene Verifikationsgrößen berechnet werden, die unterschiedliche Aspekte der Vorhersagequalität beschreiben, zum Beispiel, ob ein Algorithmus zu wenig oder zu viele Vorhersageobjekte ausgibt. Was für Verifikationsgrößen oder Kombinationen derer im Einzelfall verwendet werden sollten, hängt stark von der mit Hilfe der Verifikation zu beantwortenden Frage ab (Stich, 2012). Zum Beispiel macht es für seltene Ereignisse wie Gewitter keinen Sinn, Verifikationsgrößen unter der Verwendung der „correct negatives“ zu berechnen. Jeder Fall, bei dem das seltene Ereignis (Gewitter) nicht eintritt, aber auch gleichzeitig nicht vorhergesagt wird, geht als korrekte Vorhersage in die Statistik mit ein. Als Folge dessen kann die Anzahl der „correct negatives“ im Endeffekt mehrere Größenordnungen größer werden als die drei anderen Elemente der Kontingenztafel. Aufgrund dieser Tatsache werden für die Verifikation des Cb-LIKE Algorithmus nur Größen ohne die Verwendung der „correct negatives“ berechnet, welche im Folgenden kurz vorgestellt werden.

Die erste verwendete Verifikationsgröße ist das „False Alarm Ratio“ (FAR), auf Deutsch Fehlalarmverhältnis. Diese Größe repräsentiert den Anteil der vorhergesagten Ereignisse, die nicht beobachtet werden. Sie deckt dabei einen Bereich von 0 bis 1 ab, der perfekte Wert wäre natürlich 0, also eine Vorhersage ohne Fehlalarme. Das Fehlalarmverhältnis reagiert sehr sensibel auf die Häufigkeit des Auftretens eines bestimmten Ereignisses und sollte zusammen mit der

Wahrscheinlichkeit der Detektion („Probability Of Detection“, POD) verwendet werden. Nach Wilks (2006) wird es mit der Formel 6.1 berechnet.

$$\mathbf{FAR} = \frac{\textit{false alarms}}{\textit{hits} + \textit{false alarms}} \quad (6.1)$$

Die zweite verwendete Größe ist die „Probability Of Detection“ (POD), auf Deutsch die Wahrscheinlichkeit der Detektion. Dieser Verifikationsparameter bestimmt den Anteil der beobachteten Ereignisse, die korrekt vorhergesagt werden. Sie deckt einen Bereich von 0 bis 1 ab, eine als perfekt anzunehmende Prognose hätte einen Wert von 1, also korrekte Vorhersagen für alle beobachteten Events. Die POD reagiert ebenfalls sehr sensibel auf die Häufigkeit eines Ereignisses und eignet sich gut für selten auftretende Wetterphänomene wie Gewitter. Nach Wilks (2006) wird sie mit der Formel 6.2 bestimmt.

$$\mathbf{POD} = \frac{\textit{hits}}{\textit{hits} + \textit{misses}} \quad (6.2)$$

Der **BIAS** als dritte Verifikationsgröße misst das Verhältnis von vorhergesagten zu beobachteten Ereignissen. Der Wertebereich erstreckt sich dabei zwischen 0 und ∞ , der perfekte Wert liegt bei 1. Der BIAS ist dabei ein Indikator, ob ein Vorhersagealgorithmus eher zu wenig ($\text{BIAS} < 1$) oder zu viele Vorhersagen ($\text{BIAS} > 1$) ausgibt. Ein Wert von 1 würde bedeuten, dass im Vorfeld exakt so viele Gewitterzellen vorhergesagt wie beobachtet werden. Der BIAS misst dabei allerdings nicht, wie gut die Vorhersage mit der Beobachtung übereinstimmt, sondern nur die relativen Häufigkeiten des Auftretens. Nach Wilks (2006) wird er mit der Formel 6.3 berechnet.

$$\mathbf{BIAS} = \frac{\textit{hits} + \textit{false alarms}}{\textit{hits} + \textit{misses}} \quad (6.3)$$

Als vierter Verifikationsparameter wird der „Critical Success Index“ (CSI) bestimmt. Diese Größe geht zurück auf Gilbert (1884). Der CSI repräsentiert das Verhältnis von korrekt vorhergesagten Ereignissen zu allen Ereignissen (Beobachtungen und Vorhersagen). Sie deckt einen Bereich von 0 bis 1 ab, 0 ist als Indikator für ein Vorhersagesystem ohne Vorhersagefähigkeit zu sehen, der perfekte Wert liegt bei 1. Der CSI ist sensitiv zu den „hits“, bestraft aber auf der anderen Seite „misses“ und „false alarms“ gleichzeitig. Nach Wilks (2006) wird er mit der Formel 6.4 bestimmt.

$$\mathbf{CSI} = \frac{\textit{hits}}{\textit{hits} + \textit{misses} + \textit{false alarms}} \quad (6.4)$$

Nach dem kleinen Exkurs über verschiedene Verifikationsgrößen wird nun kurz die dritte Verifikationsmethodik für deterministische Vorhersagen vorgestellt. Dies ist die sogenannte „multi-category“ Verifikation, mit der eine Prognose über mehrere Kategorien verifiziert werden kann. So gäbe es zum Beispiel die Möglichkeit, eine Niederschlagsvorhersage nicht nur als ja oder nein zu klassifizieren, sondern mehrere Kategorien, wie zum Beispiel Regen, gefrierender Regen, Graupel und

Schnee zu verwenden. Die 2x2 Kontingenztabellen werden dabei um die zusätzlichen Kategorien erweitert ($i \times j$ Kontingenztabellen) und damit in sogenannte „multi-category contingency tables“ überführt. Ein Vorteil dieser Methodik ist, dass die Art des Vorhersagefehlers besser erkannt werden kann. Ihr Nachteil ist dagegen, dass die Ergebnisse der Verifikation schwieriger in ein einzelnes, aussagekräftiges Resultat zusammengefasst werden können.

Die kontinuierliche Verifikation kontinuierlicher Vorhersagen von Variablen wie der Temperatur werden gewöhnlich mit Hilfe von Streudiagrammen („scatter plots“), mittlerer quadratischer Abweichung („mean squared error“), Wurzel aus der mittleren quadratischen Abweichung („root mean squared error“) oder Korrelation zwischen Vorhersage und Beobachtung durchgeführt.

Die gerade vorgestellten klassischen Verifikationsmethoden weisen allerdings einige Nachteile auf. Da sie gewöhnlich auf einem Punkt-zu-Punkt (Pixel-zu-Pixel) Vergleich beruhen, können die traditionellen Verifikationsgrößen hochauflösenden Vorhersagen oft nicht gerecht werden (Mass et al., 2002). Als Beispiel soll eine hochauflösende Vorhersage (z.B. Niederschlag) angenommen werden, die einige Merkmale (z.B. Niederschlagsintensitäten, Objektform des Niederschlagsgebietes) realistischer („besser“) darstellt als eine gröber auflösende Vorhersage. Weist die höherauflösende Prognose allerdings im Vergleich zu der Beobachtung einen räumlichen Fehler auf, dann könnte die pixelbasierte Verifikation bessere Resultate für die gröber auflösende Prognose liefern. Diese Problematik soll anhand der Abbildung 6.2 noch einmal genauer dargestellt werden.

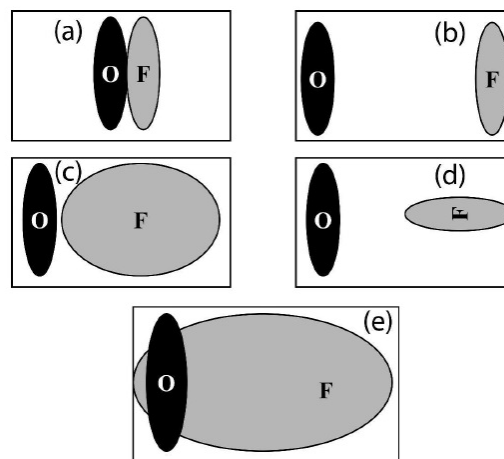


Abbildung 6.2.: Schematisches Beispiel von unterschiedlichen Vorhersage- (F) und Beobachtungskombinationen (O). Diese zeigen verschiedene Vorhersagefehler, die mit den klassischen Verifikationsgrößen nicht unterschieden werden können (Quelle: Davies et al., 2006). Mehr dazu im Text.

Diese zeigt fünf Beispiele von verschiedenen Vorhersagen (F) zu einer Beobachtung (O). Für einen Nutzer dieser Prognosen enthalten die Beispielfälle vier unterschiedliche Arten von Güte. In Bild (a) scheint die Prognose (F) gut zu sein, nur räumlich etwas nach rechts verschoben, (b) zeigt dagegen eine schlechte Vorhersage, da der räumliche Fehler deutlich größer ist. In (c) hat man einen Fall

mit einer viel zu großen Vorhersagefläche bei einer räumlichen Verschiebung nach rechts, während in (d) die Prognose zusätzlich noch eine falsche Struktur (90° verdreht) aufweist. Für die Prognosen (a) bis (d) gilt also trotz unterschiedlichem räumlichen Abstands zur Vorhersage und teilweise richtiger Objektform, dass sie alle gleich bewertet werden. Für jeden dieser vier Fälle würde die Statistik jeweils null „hits“, ein „miss“ und einen „false alarm“ aufweisen, obwohl die Vorhersage (F) in Bild (a) in Bezug auf räumlichen Abstand und Objektform im Allgemeinen die beste Prognose darstellt. Dagegen würde das Beispiel in (e) aufgrund der Überlappung mit Beobachtungsobjekt (O) als gute Prognose gewertet werden. Obwohl sie, im Gegensatz zur Vorhersage in (a), räumlich betrachtet im Mittel deutlich schlechter liegt und eine viel zu große Objektform aufweist, würde die Statistik einen „hit“ sowie jeweils null „misses“ und „false alarms“ aufweisen.

Aufgrund der Beschränkungen der klassischen Verifikationsmethoden wurden eine ganze Menge neuer Verifikationsmaße entwickelt. Diese sind dabei im Hinblick auf die Berücksichtigung von räumlichen Strukturen und Objekteigenschaften konzipiert (Casati et al., 2008). Ein Hauptunterschied zwischen diesen neuen räumlichen Methoden und den klassischen Verifikationsstatistiken ist also, dass mit ihnen die Vorhersagen nicht mehr nur auf einer Punkt-zu-Punkt (Pixel-zu-Pixel) Basis ohne Bezug auf die räumliche Information verifiziert werden (Baldwin & Kain, 2006). Ein Überblick über diese neuen Verifikationstechniken ist in Casati et al. (2008) oder auch Gilleland et al. (2009) zu finden. Wie in Abbildung 6.3 dargestellt, lassen sie sich in die folgenden vier übergeordneten Bereiche einteilen:

- Umgebungsmethoden („Neighborhood Methods“)
- Skalenseparierung („Scale Separation“)
- Eigenschaftsbasierende Methoden („Feature-based Methods“)
- Felddeformationsmethoden („Field Deformation Methods“)

Die ersten beiden Kategorien können dabei allgemein als Filtermethoden beschrieben werden, da beide einen räumlichen Filter auf eines oder beide Felder (Beobachtung + Prognose), manchmal auch auf das Differenzfeld, anwenden und daraus die Verifikationsstatistiken des gefilterten Feldes berechnen. Nach Gilleland et al. (2009) wird der Filter gewöhnlich auf zunehmend gröberen Auflösungen angewandt, um Informationen über diejenigen Skalen zu erhalten, auf denen eine Vorhersagefähigkeit („forecast skill“) vorhanden ist. Im Rahmen der „Neighborhood“ Methode wird dabei ein Glättungsfilter („smoothing filter“) verwendet, während hingegen für die Technik der Skalenseparierung verschiedene einzelne räumliche Bandpassfilter („single-bandpass spatial filters“), wie zum Beispiel Fourier- oder Waveletfilter, zur Anwendung kommen. Dadurch kann die Vorhersagegüte auf verschiedenen Skalen unabhängig voneinander ausgewertet werden. Eine Übersicht über unterschiedliche Umgebungsmethoden ist in Ebert (2008) zu finden, für einen Einblick in verschiedene Anwendungen zu den Skalenseparationstechniken sei ein Blick in Harris et al. (2001) oder Casati et al. (2004) empfohlen. Laut Gilleland et al. (2009) sind sich die „feature-based“ und „field deformation“

Kategorien der Verschiebungsmethoden ähnlich, da beide versuchen, die Vorhersage der Beobachtung so weit wie möglich anzupassen. Beide Techniken geben Informationen darüber, wie viel das Vorhersagefeld räumlich verändert werden muss (Verschiebung, Rotation, Skalierung, etc.) und quantifizieren dabei die restlichen Fehler, um eine aussagekräftige Vorstellung über die Vorhersagegüte des Algorithmus zu erhalten. Bei den „feature-based“ Ansätzen wird dabei allgemein versucht, bestimmte Strukturen/Eigenschaften („features“) in jedem Datenfeld zu erkennen, die besten Übereinstimmungen quer durch die Felder zu finden und Vergleiche, basierend auf verschiedenen Attributen (räumliche Verschiebung, Orientierung, Größe, etc.) zwischen den passenden Strukturen zu ziehen (Gilleland et al., 2010). Beispiele zu dieser Anwendung finden sich in Ebert & McBride (2000), Davies et al. (2006) oder auch Davies & Halley-Gotway (2009). Die „field deformation“ Methoden wurden durch Hoffman et al. (1995) und Alexander et al. (1999) zur Verifikation in die Meteorologie eingeführt. Ein weiteres Anwendungsbeispiel ist der „Displacement and Amplitude Score“, kurz DAS (Keil & Craig, 2007, 2009). Nach Gilleland et al. (2010) wird mit dem „field deformation“ Ansatz versucht, das Vorhersagefeld räumlich so zu manipulieren, dass dieses im Endeffekt optimal dem Beobachtungsfeld entspricht. Das resultierende Produkt ist dabei ein die optimale Verschiebung beschreibendes Vektorfeld.

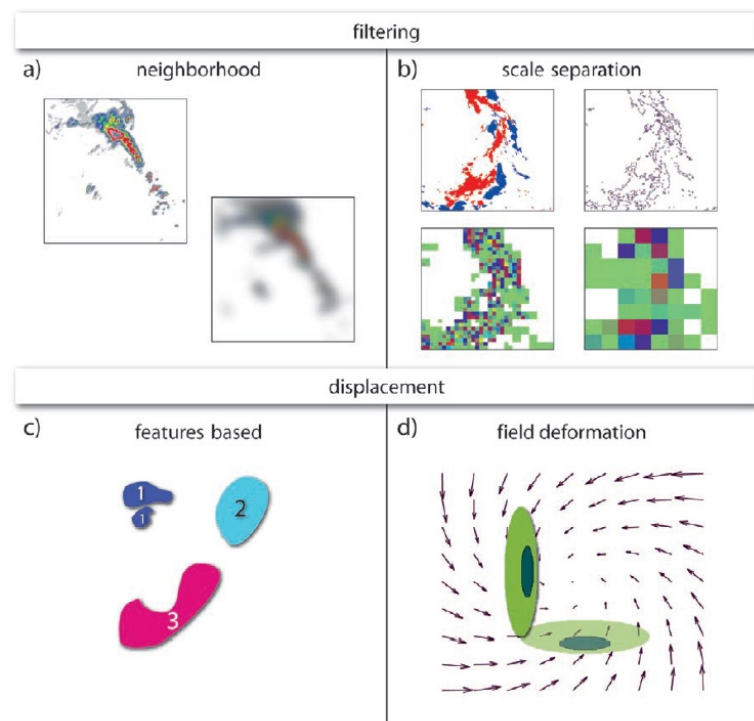


Abbildung 6.3.: Schematische Darstellung der vier neuen Verifikationskategorien. „Neighborhood“ und „Scale-Separation“ können beide als Filtermethoden betrachtet werden, während die „Feature-based“ und „Field Deformation“ Ansätze in die Kategorie Verschiebung („displacement“) fallen. Die Abbildung ist übernommen aus Gilleland et al. (2010), eine genauere Beschreibung der vier Kategorien befindet sich im Text.

6.1.1. „Neighborhood Verification“/„Multi-event Contingency Tables“

Aus den vorher beschriebenen räumlichen Verifikationsmethoden wurde für den Vergleich der Beobachtungs- und Vorhersagefelder die „Neighborhood Verification“ ausgewählt. Diese ist auch bekannt unter dem Namen Fuzzy-Verifikation. Der Begriff geht dabei auf das „Ausschmieren“ der Vorhersagefelder vor Beginn der Verifikation innerhalb einer definierten Umgebung („neighborhood“) zurück. Die Vorhersagen werden dadurch zu einem bestimmten Grad an Unschärfe („fuzziness“) geführt. Laut Ebert (2006) wird die Fuzzy-Verifikationsmethode zuerst in Brooks et al. (1998) beschrieben, weitere Anwendungen sind in Atger (2001), Damrath (2004), Casati et al. (2004) und Theis et al. (2005) zu finden. Nach Ebert (2009) ist der in der Literatur bevorzugte Ausdruck für diese Methode allerdings „Neighborhood Verification“, da dieser klarer die Verifikationsstrategie wiedergibt und Konfusion mit der Fuzzy-Set Theorie vermeidet. Der Umgebungsansatz vergleicht dabei Vorhersagen und Beobachtungen in einer räumlichen und zeitlichen Nachbarschaft relativ zu einem Punkt des Beobachtungsfeldes (Gilleland et al., 2009), wie dargestellt in Abbildung 6.4. Bestimmte Eigenschaften der Felder innerhalb der Umgebung (z.B. Mittelwert, Maximum, Existenz von einem oder mehr Punkten die einen gewissen Grenzwert überschreiten) werden mit Hilfe statistischer Methoden verglichen, die oft einfach aus den traditionellen Verifikationsgrößen bestehen. Die Vergleiche werden typischerweise für schrittweise größere Umgebungen durchgeführt, so dass es möglich ist, diejenige „neighborhood“ zu bestimmen, für die die Vorhersage ein gewünschtes hohes Niveau in ihrer Güte erreicht (Gilleland et al., 2009).

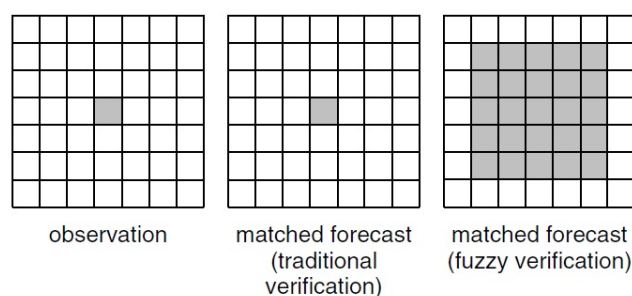


Abbildung 6.4.: Zur Beobachtung im linken Bild wird in der traditionellen Verifikation (mittleres Bild) die gleiche Gitterbox betrachtet. In der „Neighborhood Verification“ rechts wird hingegen eine definierte Umgebung um die auszuwertende Gitterbox zugelassen. Somit kann der räumliche Abstand zwischen Beobachtung und Vorhersage mit berücksichtigt werden. Eine exakte Übereinstimmung zwischen Beobachtung und Vorhersage wird damit für einen positiven Objektvergleich nicht mehr benötigt (Quelle: Ebert, 2008).

Nach Ebert (2006) bietet die „Neighborhood Verification“ Methodik einige interessante Vorteile die an dieser Stelle kurz erwähnt werden sollen. So ist sie geeignet zur Verifikation diskontinuierlicher Felder (z.B. Niederschlag), für die der traditionelle Verifikationsansatz nicht passend ist. Auch kann sie verwendet

werden, um Vorhersagefelder auf unterschiedlichen Auflösungen miteinander zu vergleichen. Des Weiteren können mit ihr verschiedene Entscheidungsmodelle und Metriken angewandt werden, zum einen ein direkter (Verifikation von Intensitäten), kategorischer (Verifikation von binären Ereignissen) oder probabilistischer Ansatz (Verifikation von Ereignishäufigkeiten).

Der Vorteil der „Neighborhood Verification“ wird auch in Bezug auf das „Double Penalty“ Problem deutlich (vgl. Zimmer & Wernli, 2010). „Double Penalty“ bedeutet in diesem Fall, dass ein Vorhersageobjekt, welches die Beobachtung in Bezug auf Intensität oder Form gut wiedergibt, aber gleichzeitig einen räumlichen Fehler aufweist, in der Statistik (ein „miss“ und ein „false alarm“) doppelt bestraft wird. Dies soll mit Hilfe von Abbildung 6.5 verdeutlicht werden. In (a) liegen Beobachtung (O) und Vorhersage (F) nahe beieinander, in (b) weisen sie einen deutlichen Abstand zueinander auf. In der traditionellen Verifikation (Abbildung 6.4, mittleres Bild) würden beide Vorhersagen (F) mit jeweils null „hits“, ein „miss“ und einen „false alarm“ gleich bewertet werden, obwohl die Prognose in (a) räumlich besser liegt. Dieses Problem kann durch die Anwendung der „Neighborhood Verification“ gelöst werden. Wird der räumliche Abstand bei der Verifikation berücksichtigt, würde die besser liegende Prognose in (a) als Treffer gewertet werden („hit“=1), die Vorhersage in (b) nicht. Durch die Verwendung der Umgebungen werden Vorhersagen wie in Bild (a), die sehr nahe an der Beobachtung liegen, jetzt also nicht mehr doppelt bestraft wie in der traditionellen Verifikation. Es kann nun zwischen „besser“ und „schlechter“ platzierten Prognosen unterschieden werden, wodurch der Vorhersagealgorithmus einer „gerechteren“ Auswertung unterliegt. Die Berücksichtigung eines räumlichen Abstandes zwischen Beobachtung und Vorhersage ist damit ein Zugeständnis an den Cb-LIKE Algorithmus, da Gewitterzellen kleinräumige und kurzlebige Wetterereignisse darstellen und somit sehr schwer über einen längeren Zeithorizont vorhersagbar sind.

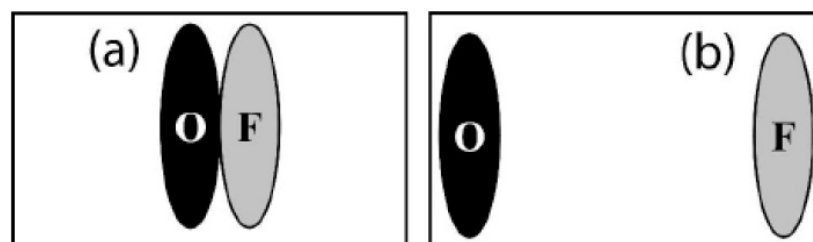


Abbildung 6.5.: Vergleich zweier Vorhersagen (F) in Bezug auf die Beobachtung (O). In der klassischen Verifikation würden beiden Vorhersagen gleich bewertet werden, obwohl die Prognose in Bild (a) räumlich besser liegt als in (b). Durch die „Neighborhood Verification“ wird nun im linken Bild aufgrund der verwendeten Umgebung die Vorhersage (F) als Treffer gewertet, die Prognose rechts dagegen nicht. Somit fließt der räumliche Abstand von Vorhersage- zu Beobachtungsobjekten in die Verifikation mit ein (Zimmer & Wernli, 2010).

„Multi-event contingency tables“

Im Fall der vorliegenden Arbeit wurde aus einer Reihe von „Neighborhood Verification“ Methoden der Ansatz der „Multi-event contingency tables“ nach Atger (2001) ausgewählt. Im Gegensatz zur traditionellen 2x2 Kontingenztabelle erlaubt diese Methodik die Verwendung von mehr Dimensionen zur Verifikation eines Vorhersagealgorithmus. Innerhalb der traditionellen Verifikation mit Anwendung einer 2x2 Kontingenztabelle würden zum Beispiel die Cb-LIKE Vorhersageobjekte, definiert über nur einen Grenzwert (z.B. Indikator = 50), ohne Berücksichtigung des räumlichen Abstandes mit der Beobachtung (Rad-TRAM Objekte) verglichen werden. Mit Anwendung der Methodik nach Atger (2001) könnten dagegen für die Verifikation von Cb-LIKE verschiedene Grenzwerte in der Definition der Vorhersageobjekte verwendet werden. Dies wären zum Beispiel Indikatoren von 10 bis 60 in Zehnerschritten. Zusätzlich können auch verschiedene räumliche Abstände zwischen Beobachtung und Vorhersage als weitere Dimension in der Verifikation berücksichtigt werden. Diese werden über verschieden große Umgebungen (z.B. 10x10 bis 100x100 Gitterpunkten in Zehnerschritten) festgelegt. Damit können also die Vorhersagen auf verschiedenen Skalen untersucht und die spezifische Einstellung (Grenzwert, Größe der Umgebung) gefunden werden, für die die Verifikation brauchbare Ergebnisse in Bezug auf die Güte des Vorhersagealgorithmus bietet. Dadurch erhält man am Ende ein ganzes Ensemble von „hit“/„false alarm“ Paaren. Jedes einzelne Paar zeigt dabei die Leistung einer deterministischen Vorhersage, die auf der Tatsache basiert, dass zumindest eine bestimmte Anzahl von Ensemblemitgliedern das betrachtete Ereignis richtig prognostizieren (Atger, 2001). Laut Atger (2001) gilt dabei als Entscheidungsmodell („decision model“), dass eine sinnvolle Vorhersage zumindest ein Ereignis nahe der Beobachtung prognostiziert. Die „hit“ / „false alarm“ Paare aus der Verifikation können dann als Ensemble von Punkten in ein Diagramm geplottet werden und gestalten die sogenannte „Relative Operating Curve“ (ROC), mehr dazu siehe Mason (1982).

6.2. Verifikation des Cb-LIKE Algorithmus

6.2.1. Einstellungen

Die allgemeinen Einstellungen für die Verifikation der Cb-LIKE Gewittervorhersagen werden in diesem Abschnitt kurz vorgestellt. Verglichen werden die Vorhersagen von Cb-LIKE, dem synthetischen Radarfeld und der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit mit den Beobachtungsdaten aus dem Rad-TRAM Algorithmus. Das Verifikationsgebiet wird auf die Gitterpunkte 100 bis 280 in x-Richtung und 90 bis 390 in y-Richtung beschränkt und umfasst damit hauptsächlich Deutschland und kleine Teile der angrenzenden Nachbarstaaten. Es wurde aus zwei Gründen bewusst auf die Verwendung des kompletten Modellgebietes verzichtet, da erstens die Rad-TRAM Daten im östlichen Bereich nicht bis an

die Grenzen des COSMO-DE Modells heranreichen und um zweitens Probleme mit dem Gauß-Filter an den Modellrandgebieten zu vermeiden. Aufgrund des Gitterpunktabstandes von 2,8 km hat das Verifikationsgebiet damit eine exakte Ausdehnung von 409.248 km². Der Verifikationszeitraum umfasst vier Monate beginnend am 01.06. bis 30.09.2012, also insgesamt 122 Tage der Sommerperiode 2012. Da pro Tag acht Modellläufe des COSMO-DE Modells verfügbar sind und in der Grundeinstellung des Objektvergleiches von jedem Modelllauf die Vorhersagen von einer bis sechs Stunden verifiziert werden, müssen insgesamt 5856 Rechenschritte verarbeitet werden. In der Verifikation werden allerdings nur Objekte von Cb-LIKE, den synthetischen Radardaten und der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit berücksichtigt, die eine Mindestanzahl von 20 Gitterpunkten und damit eine Mindestobjektgröße von 156,8 km² aufweisen. Dadurch liegen die Vorhersageobjekte im Größenordnungsbereich einer minimalen Rad-TRAM Zelle, die, wie schon in Kapitel 4.1 beschrieben, aus mindestens 21 Pixeln in einer Auflösung von 2x2 km besteht und damit eine Fläche von 84 km² abdeckt. In Anlehnung an Atger (2001) wird für den Objektvergleich die „Multi-event contingency tables“ Methodik mit einem minimalen Überlappungskriterium angewandt. Das bedeutet, dass ein Vorhersageobjekt (Vorhersage plus definierte räumliche Umgebung („neighborhood“)) nur einen Gitterpunkt deckungsgleich zu einem Beobachtungsobjekt benötigt, um als Treffer („hit“) gewertet zu werden. Das von Atger (2001) beschriebene Entscheidungsmodell lautet dabei ganz allgemein: Eine Vorhersage gilt dann als nützlich, wenn sie ein Ereignis (Vorhersageobjekt aus Cb-LIKE/synth. Radarfeld/Gewitterwahrscheinlichkeit) nahe dem beobachteten Event (Rad-TRAM Objekt) prognostiziert. Das große Modellgebiet und der lange Zeitraum sollten dabei ausreichen, um eine fundierte Aussage über die Vorhersagefähigkeit des Cb-LIKE Algorithmus treffen zu können. Die wichtigsten Einstellungen zur Verifikation sind in Tabelle 6.1 zusammengefasst.

	Gewählte Parameter
Beobachtungsobjekte	Rad-TRAM
Vorhersageobjekte aus COSMO-DE Output	Cb-LIKE/synth. Radarfeld Gewitterwahrscheinlichkeit
Mindestobjektgröße Vorhersageobjekte	20 Gitterpunkte
Gitterpunkte im Modellgebiet	x: 100-280, y: 90-390
Größe des Modellgebiets	409.248 km ²
Eckpunkt li. unten (λ_g, φ_g)	6,32°E, 47,19°N
Eckpunkt re. unten (λ_g, φ_g)	12,94°E, 47,12°N
Eckpunkt li. oben (λ_g, φ_g)	5,69°E, 54,68°N
Eckpunkt re. oben (λ_g, φ_g)	13,45°E, 54,70°N
Gesamtzeitraum	01.06. - 30.09.2012 (122 Tage)
Rechenschritte	5.856
Vorhersagelaufzeiten	1 bis 6 Stunden
Überlappungskriterium	1 Gitterpunkt

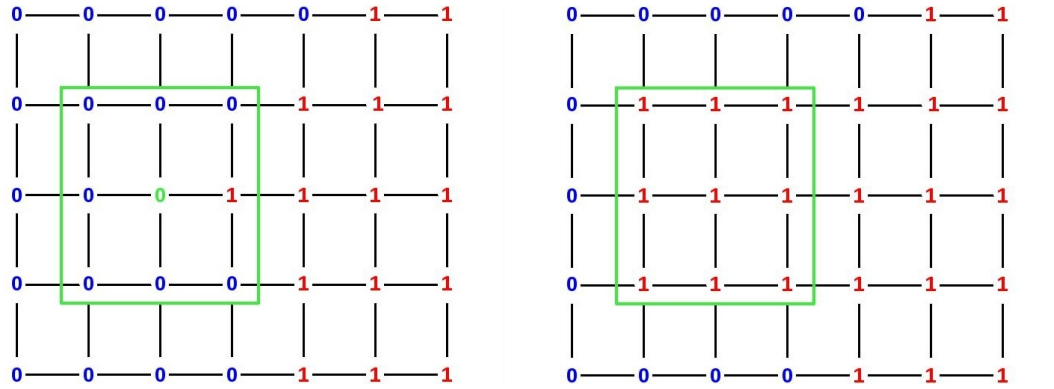
Tabelle 6.1.: Gewählte Parameter zur Verifikation des Cb-LIKE Algorithmus.

Da innerhalb der „Multi-event contingency tables“ Methodik die Güte des neuen Algorithmus auf unterschiedlichen Skalen untersucht werden soll, sind an dieser Stelle noch verschiedene Grenzwerte zur Bestimmung der Vorhersageobjekte (Indikator/dBZ) und diverse Größen für die Umgebungen (Gitterpunkte) zu definieren. Dadurch können unterschiedlich große Vorhersageobjekte und räumliche Abstände zwischen Vorhersage und Beobachtung in die Verifikation mit einfließen. Wie in der Tabelle 6.2 ersichtlich, kommen zur Berücksichtigung des räumlichen Abstandes neun verschieden große Umgebungen zu Anwendung, die jeweils auf die Vorhersageobjekte des Cb-LIKE Algorithmus, des synthetischen Radarfeldes und der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit angewandt werden. Die Gesamtheit der neun quadratischen Umgebungen wird im Folgenden als Umgebungsensemble bezeichnet.

Größe in Gitterpunkten	Kantenlänge in Kilometer
1x1	2,8
3x3	8,4
7x7	19,6
11x11	30,8
15x15	42,0
19x19	53,2
23x23	64,4
27x27	75,6
31x31	86,8

Tabelle 6.2.: Die Tabelle zeigt das Ensemble der quadratischen, räumlichen Umgebungen zur „Ausschmierung“ der Gewittervorhersageobjekte. In der linken Spalte sind jeweils die Größen in Gitterpunkte aufgetragen, in der rechten die dazugehörigen Kantenlängen in Kilometer.

Wie die Randbereiche eines Vorhersageobjektes durch die Umgebungen erweitert werden ist in Abbildung 6.6 exemplarisch dargestellt. Zuerst wird das COSMO-DE Modellgitter mit einem Indexfeld, bestehend aus Nullen und Einsen, belegt. Eine blaue 0 bedeutet, dass der entsprechende Gitterpunkt von keinem Gewitterobjekt besetzt ist, eine rote 1 zeigt dagegen eine Belegung an. In Abbildung 6.6 ist also die rechte Hälfte des kleinen Modellgitterausschnittes von z.B. einem Cb-LIKE Gewitterobjekt abgedeckt. Es wird nun an dieser Stelle gezeigt, wie sich eine 3x3 Gitterpunkt große Umgebung, gekennzeichnet als grünes Quadrat, auf das Vorhersageobjekt auswirkt. Die grüne Null symbolisiert dabei den aktuellen Gitterpunkt, auf den die Umgebung angewandt wird (Abb. 6.6 a). In (b) wird das Ergebnis gezeigt. Es reicht dabei aus, wenn innerhalb der Umgebung mindestens ein einziger Gitterpunkt mit einer 1 belegt ist, damit das ganze Vorhersageobjekt in diese hinein „ausgeweitet“ wird. Es werden also in diesem Fall alle Punkte im Inneren des grünen Quadrates mit roten Einsen belegt. Befänden sich innerhalb der Umgebung dagegen nur Nullen als Zeichen der Nichtbelegung durch ein Gewittervorhersageobjekt, würde sich am Indexfeld in diesem Fall nichts ändern.



(a) 3x3 Umgebung angewendet auf einen Gitterpunkt des Indexfeldes (b) Objekt wird in die 3x3 Umgebung „ausgeweitet“

Abbildung 6.6.: Anwendung einer 3x3 großen Umgebung (grünes Quadrat) für ein hypothetisches Indexfeld, gelegt auf das COSMO-DE Modellgitter. Rote Einsen zeigen die Besetzung eines Gitterpunktes mit einem Cb-LIKE Gewitterobjekt an, blaue Nullen stehen für keinerlei Belegung. Die grüne 0 symbolisiert den Gitterpunkt, der aktuell mit der 3x3 großen Umgebung betrachtet wird. In Abbildung (a) ist das Ausgangsfeld abgebildet, in (b) das Ergebnis.

Anhand der Abbildung 6.6 soll nun zusätzlich auf einen kleinen Nachteil der verwendeten Methodik hingewiesen werden. Um auf jeden Gitterpunkt die gewählte Umgebung aus dem Ensemble anwenden zu können, muss am Rand des gewählten Modellausschnittes ein Streifen mit einer bestimmten Breite abgeschnitten werden, welcher im Verifikationsprozess nicht berücksichtigt werden kann. Die Breite dieses Streifens ist dabei abhängig von der Größe der gewählten Umgebung und wird über die Formel 6.5 bestimmt.

$$Randbreite = \frac{Durchmesser_{Umgebung} - 1}{2} \quad (6.5)$$

Je größer die Umgebung, desto breiter muss also der abzuschneidende Streifen am Rand der Modelldomain werden. Bei Anwendung einer 1x1 großen Umgebung besteht dieser aus 0 Gitterpunkten, wird aber mit größeren Werten aus dem Umgebungsensemble sukzessive breiter. Falls die größte Umgebung (31x31 Gitterpunkte) verwendet wird, nimmt der Streifen eine maximale Breite von 15 Gitterpunkten ein.

Die Auswirkung der verschiedenen Umgebungsgrößen auf die Vorhersageobjekte ist zur besseren Vorstellung in Abbildung 6.7 dargestellt. Die Graphiken zeigen die Anwendung des Umgebungsensembles von 1x1 bis 27x27 Gitterpunkten auf eine Gewittervorhersage des Cb-LIKE Algorithmus. Die Vorhersage gilt für den 21.06.2012 um 1800 UTC, der verwendete Modelllauf ist dabei von 1200 UTC. Dargestellt wird ausschließlich der Gewitterindikator von 60. Der verwendete Ausschnitt des COSMO-DE Modells liegt dabei zum großen Teil über Belgien, Luxemburg und Nordfrankreich. Während sich die Gewitterobjekte für die 1x1 (a) und 3x3 (b) großen Umgebungen kaum sichtbar verändern, wird ein Unterschied bei 7x7 (c), spätestens aber in (d) bei 11x11 Gitterpunkten sichtbar.

Die Gewittervorhersageobjekte aus dem Cb-LIKE Algorithmus gewinnen durch die „Ausweitung“ in die Umgebung deutlich an Größe und verschmelzen teilweise miteinander, bei einer gleichzeitig zunehmend eckigeren Form. Dies ist eine Folge der quadratischen Grundkontur der Umgebungen. In (d) wird zusätzlich am oberen Rand des Modellgebietes zum ersten Mal der Streifen sichtbar, der, aus den vorher erklärten Gründen der Anwendbarkeit, innerhalb der Verifikation vernachlässigt werden muss. Die Abbildungen (e) bis (h) zeigen die Anwendung der 15x15 bis 27x27 großen Umgebungen. Für diese drei Fälle gewinnen die Vorhersageobjekte noch einmal deutlich an Größe, werden aber durch Verschmelzung untereinander rein zahlenmäßig immer weniger. Sind im ursprünglichen Vorhersagefeld in (a) noch sieben prognostizierte Gewitterobjekte vorhanden, verringert sich deren Zahl in (d) auf nur noch vier und ab (e) schließlich auf zwei. Dies wirkt sich auch auf die zu berechnenden Verifikationsgrößen aus, wie im nächsten Abschnitt gezeigt wird. Gut zu erkennen ist ebenfalls die mit der Größe der Umgebungen zunehmende Breite des zu vernachlässigenden Streifens im Randgebiet sowie die Formveränderung der Vorhersageobjekte in Richtung Rechteck/Quadrat. Um die Auswirkungen des Umgebungsensembles vollständig zu zeigen, ist das Ergebnis der noch fehlenden 31x31 großen Umgebung im Anhang unter E.14 zu finden.

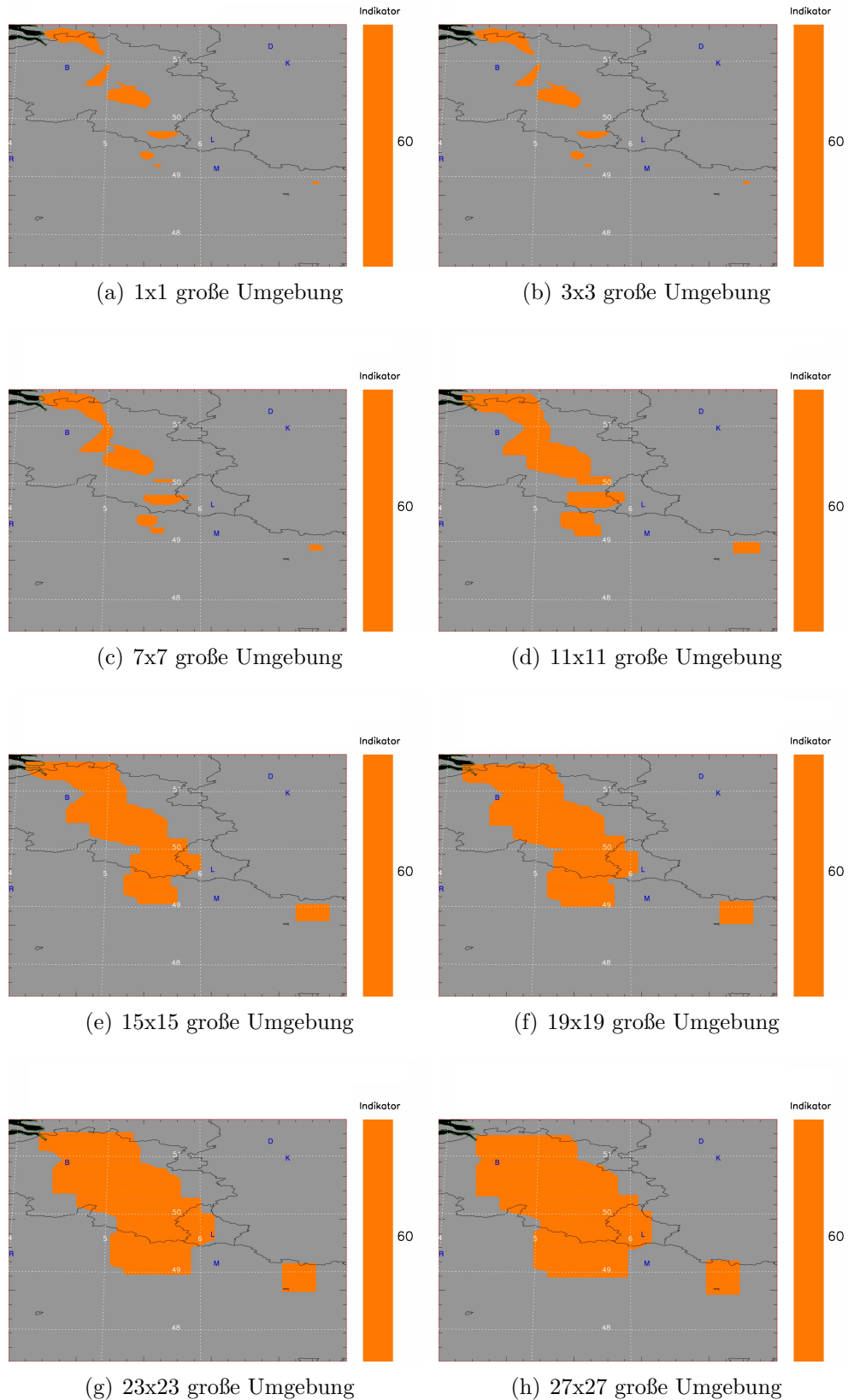


Abbildung 6.7.: Einfluss der verschiedenen Umgebungen auf Vorhersageobjekte. Der gewählte Cb-LIKE Indikator ist dabei 60, die Vorhersage ist für den 21.06.2012 um 1800 UTC berechnet, verwendet wurde der COSMO-DE Modelllauf von 1200 UTC.

Als letztes werden noch die Grenzwerte (Indikator/dBZ/Gewitterwahrscheinlichkeit) zur Bildung der Vorhersageobjekte festgelegt. Die Tabelle 6.3 enthält die ausgewählten Indikatoren für den Cb-LIKE Algorithmus. Diese erstrecken sich von 20 bis 80 in Zehnerschritten. Tabelle 6.4 zeigt die verschiedenen Grenzwerte für die Bildung der synthetischen Radarobjekte. An dieser Stelle werden dBZ-Werte von 10 bis 60 in Zehnerschritten verwendet plus dem zusätzlichen Wert bei 37 dBZ für einen direkten Vergleich mit den Beobachtungsobjekten aus RadTRAM. Tabelle 6.5 enthält die gewählten Prozentwerte zur Bildung der Vorhersageobjekte aus der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit. Neun verschiedene Werte von 10 bis 90 Prozent in Zehnerschritten kommen dabei zur Anwendung. Die Gesamtheit der Grenzwerte wird im Folgenden jeweils als Grenzwertensemble bezeichnet. Da für höhere Grenzwerte jeweils kleinere und insgesamt weniger Vorhersageobjekte zu erwarten sind, sollte ein Unterschied in der Vorhersagegüte der Vorhersagefelder sichtbar werden. Insgesamt werden also die vier Verifikationsgrößen (POD, FAR, CSI, BIAS) für jeweils neun verschieden große Umgebungen und sieben unterschiedliche Grenzwerte bestimmt. Da alle möglichen Kombinationen ausgeschöpft werden, wird so jeweils für alle drei Vorhersagefelder eine Gesamtzahl von 63 Ergebnissen für jede Verifikationsgröße berechnet.

Cb-LIKE Indikator
20
30
40
50
60
70
80

Tabelle 6.3.: Die Tabelle zeigt das Ensemble der gewählten Indikatoren für die Bildung der Cb-LIKE Vorhersageobjekte innerhalb der Verifikation.

Radarreflektivität/dBZ
10
20
30
37
40
50
60

Tabelle 6.4.: Die Tabelle zeigt das Ensemble der gewählten Radarreflektivitäten für die Bildung der Vorhersageobjekte aus dem synthetischen Radarfeld innerhalb der Verifikation.

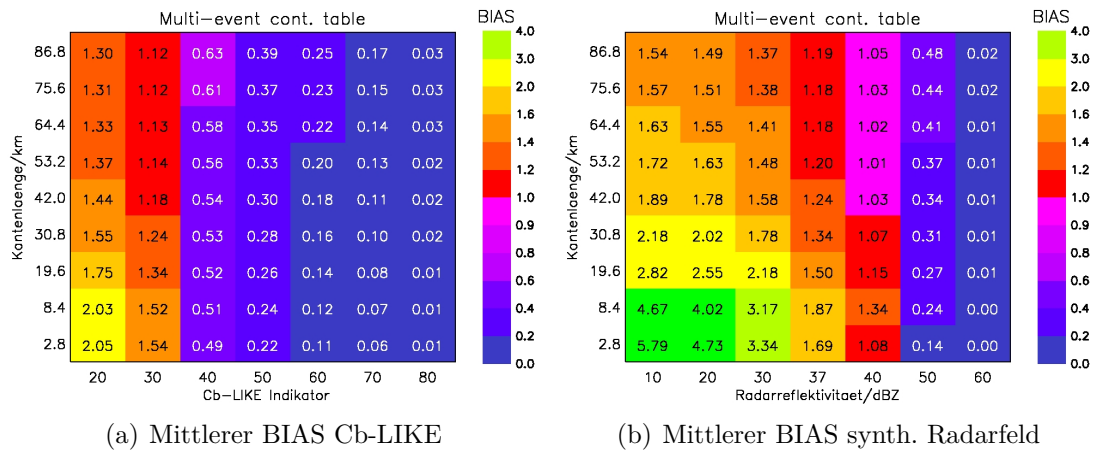
Gewitterwahrscheinlichkeit/%
10
20
30
40
50
60
70
80
90

Tabelle 6.5.: Die Tabelle zeigt das Ensemble der gewählten Prozentwerte für die Bildung der Vorhersageobjekte aus der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit innerhalb der Verifikation.

6.2.2. Objektvergleich: Cb-LIKE mit synthetischem Radarfeld

BIAS

Zuerst wird der Vergleich von Cb-LIKE mit dem synthetischen Radarfeld vorgestellt. Abbildung 6.8 zeigt die Ergebnisse aller 63 Kombinationen der Grenzwerte und Umgebungsgrößen für den BIAS (nach Formel 6.3), dargestellt für den Cb-LIKE Algorithmus in (a) und das synthetischen Radarfeld in (b). Für die Cb-LIKE Indikatorwerte 20 und 30 werden für alle vorhandenen Kantenlängen der räumlichen Umgebungen ein BIAS von deutlich über 1 notiert. Für diese Einstellungen prognostiziert der neue Algorithmus also mehr Gewitterobjekte als Beobachtungsobjekte mit Rad-TRAM detektiert werden. Ab einem Indikatorwert von 40 liegt der BIAS dagegen für alle Umgebungen deutlich unter 1. Je größer der Gewitterindikator, desto niedriger ist also die Gesamtzahl der vorhergesagten Gewitterobjekte. Interessant ist auch die Veränderung des BIAS in Abhängigkeit des Umgebungsensembles. Für die Indikatorwerte von 20 und 30 nimmt dieser mit größer werdenden Kantenlängen deutlich ab. Dies liegt daran, dass immer mehr einzelne Cb-LIKE Gewitterobjekte plus ihre größer werdenden Umgebungen miteinander verschmelzen (siehe Abbildung 6.7) und so die absolute Anzahl an Gewitterobjekten abnimmt. Für Indikatoren ab 40 nimmt der BIAS hingegen für größer werdende Kantenlängen zu. Da bei höheren Indikatoren die Gewitterobjekte kleiner und räumlich weiter voneinander entfernt liegen, treten Verschmelzungen zu weniger aber dafür größeren Objekten seltener auf. Für hohe Indikatoren spielt vielmehr der Grenzwert von 20 Gitterpunkten zur Objektbildung eine größere Rolle. Durch das „Ausschmieren“ infolge der größeren Umgebungen überschreiten relativ viele kleine Vorhersageobjekte die Mindestgröße von 20 Gitterpunkten und werden dadurch zusätzlich in der Verifikation berücksichtigt. Dadurch erhöht sich die Anzahl der Vorhersageobjekte, was sich in einem ansteigenden BIAS für größere Umgebungen bemerkbar macht. Der ideale Wert von 1 liegt dabei zwischen den Indikatoren von 30 bis 40.



Abbildungung 6.8.: Die Abbildungen zeigen den berechneten BIAS für alle 63 Kombinationen der verschiedenen Grenzwerte und Umgebungsgrößen. In (a) sind die Ergebnisse für den Cb-LIKE Indikator festgehalten, in (b) für das synthetische Radarfeld.

Die synthetischen Radarobjekte in Abbildung 6.8 (b) weisen eine ähnliche Verteilung des BIAS auf. Für dBZ-Werte von 10 bis 40 werden für alle Kantenlängen der Umgebungen deutlich mehr Objekte im Vergleich mit den Rad-TRAM Beobachtungsdaten vorhergesagt. Die Werte sind dabei deutlich höher als beim Cb-LIKE Algorithmus. Ab einem dBZ-Wert von 50 liegt der BIAS allerdings durchgehend unter 1. Ab diesem Grenzwert in der Objektbildung werden also weniger synthetische Radarobjekte im Vergleich zu Rad-TRAM Objekten ausgegeben. Mit zunehmender Kantenlänge der Umgebungen verhält sich der BIAS ähnlich wie beim Cb-LIKE Algorithmus. Für kleine dBZ-Werte (10-30) nimmt er mit größeren Umgebungen ab, bei höheren Grenzwerten (50-60) nimmt er zu. Eine Abweichung kann bei 40 dBZ beobachtet werden. Als erstes fällt der sprunghafte Anstieg des BIAS von 1,08 auf 1,34 für die zwei kleinsten Umgebungen auf. Dies ist eine Folge der größeren werdenden Anzahl von Vorhersageobjekten, die durch das Überschreiten der Mindestgitterpunktzahl in der Statistik berücksichtigt werden. Für größere Umgebungen (19,6 bis 53,2 km) bei 40 dBZ nimmt der BIAS kontinuierlich ab und nähert sich für eine Kantenlänge von 53,2 km einem Wert von 1 an. Die Anzahl der synthetischen Radarobjekte nimmt also durch Verschmelzung ab. Ab einer Kantenlänge von 64,4 km steigt der BIAS allerdings wieder leicht an. Für diese Umgebungsgrößen werden im Verhältnis mehr Rad-TRAM Objekte als synthetische Radarobjekte durch den zu vernachlässigenden Streifen am Rand abgeschnitten. Dies führt zwangsläufig zu einem höheren BIAS. Interessant ist auch noch die Betrachtung der Ergebnisse für den Grenzwert von 37 dBZ, der in Rad-TRAM zur Detektion der Starkniederschlagszellen aus dem europäischen Radarkomposit zur Anwendung kommt. So prognostiziert das COSMO-DE Modell für diesen Wert deutlich mehr synthetische Radarobjekte als gleichzeitig Starkniederschlagszellen mit Rad-TRAM beobachtet werden. Insgesamt sind es 1,69-mal so viele Objekte für die kleinste Umgebung bzw. 1,19-mal so viele bei der größten Kantenlänge von 86,8 km. Ein BIAS von 1 für die synthetischen Radarobjekte wird dabei mit einem dBZ-Wert von knapp größer 40 erreicht.

Fehlalarmverhältnis (FAR)

Die nächste auszuwertende Verifikationsgröße ist das Fehlalarmverhältnis („False Alarm Ratio“). In Abbildung 6.9 (a) sind alle Ergebnisse der 63 Kombinationen für die Grenzwerte und die Umgebungsgrößen für den Cb-LIKE Algorithmus aufgetragen. Der höchste Wert des Fehlalarmverhältnisses mit 0,76 ist in der Tabelle exakt links unten zu finden und wird mit einem Indikator von 20 und der kleinsten Umgebung (Kantenlänge = 2,8 km) erreicht. Das niedrigste Ergebnis (0,07) findet sich dagegen im rechten oberen Bereich, berechnet für einen Indikatorwert 80 und einer Umgebung mit der Kantenlänge von 75,6 km. Bei genauerer Betrachtung lässt sich dabei festhalten, dass das Fehlalarmverhältnis von links unten nach rechts oben konsequent abnimmt.

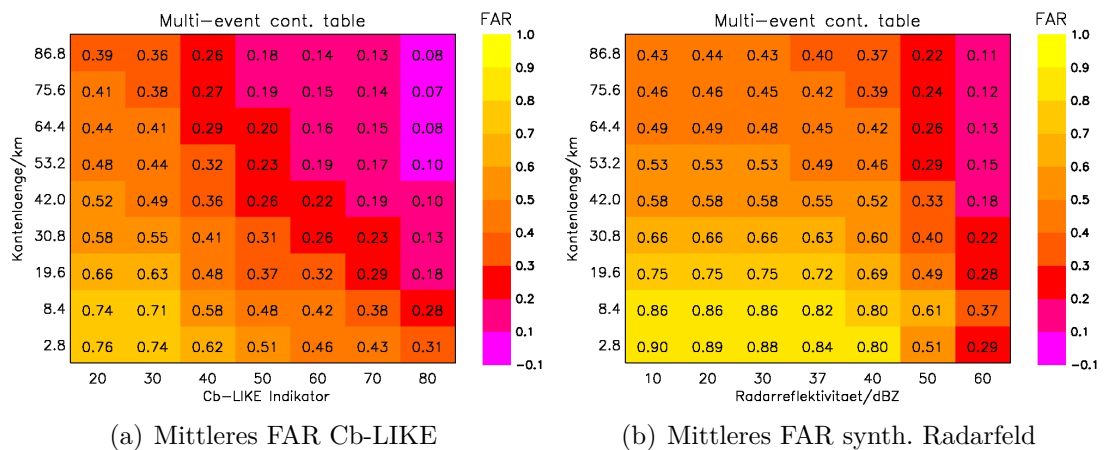


Abbildung 6.9.: Die Abbildungen zeigen das berechnete Fehlalarmverhältnis für alle 63 Kombinationen der verschiedenen Grenzwerte und Umgebungsgrößen. In (a) sind die Ergebnisse für den Cb-LIKE Indikator festgehalten, in (b) für das synthetische Radarfeld.

Dies hat drei verschiedene Gründe: Je niedriger der Indikator und je kleiner die gewählte Umgebung, desto mehr Vorhersageobjekte sind vorhanden (vgl. BIAS) und desto höher fällt das Fehlalarmverhältnis aus, da bei mehr Objekten auch die Anzahl an Fehlalarmen („false alarms“) zunimmt. Deren Anzahl steigt dabei schneller als die Zahl der Treffer („hits“), was zu einem ansteigenden Fehlalarmverhältnis führt. Der zweite Grund liegt in der Berechnung des Fehlalarmverhältnisses über die Formel 6.1. Wie bereits anhand des BIAS erklärt, verschmelzen viele kleine Vorhersageobjekte zu wenigen größeren bei Anwendung der größeren Umgebungen aus dem Umgebungsensemble. Dadurch nimmt die absolute Objektanzahl ab, die Vorhersageobjekte plus die gewählte Umgebung weisen aber aufgrund ihrer größeren Fläche eine höhere Trefferwahrscheinlichkeit eines RADTRAM Objekts auf. Das bedeutet mehr Treffer („hits“) bei weniger Fehlalarmen („false alarms“), was zu einem sinkenden Fehlalarmverhältnis für größere Umgebungen führt. Der dritte Grund ist eine Folge der Kombinationen von großen Um-

gebungen und hohen Indikatoren. Für diese Fälle sprechen die Eingangsparameter zum einen am stärksten für Gewitterentwicklung, was sich in einem niedrigeren Fehlalarmverhältnis bemerkbar macht. Die Kombination mit großen Umgebungen, als Folge dessen weniger aber größere Vorhersageobjekte existieren, verstärkt zusätzlich den Effekt der abnehmenden Fehlalarme für hohe Indikatoren. Aus den gerade genannten drei Gründen lässt sich also ableiten, dass je höher der Indikator und je größer die Kantenlänge der Umgebung ist, desto niedriger wird das Fehlalarmverhältnis ausfallen. Somit nimmt dieses in der Tabelle 6.9 konsequent von links unten nach rechts oben ab.

Das Fehlalarmverhältnis des synthetischen Radarfeldes in Tabelle 6.9 (b) verhält sich ähnlich wie beim Cb-LIKE Algorithmus. Der höchste Wert (0,90) ist links unten zu finden, für einen dBZ-Wert von 10 und der kleinsten Umgebung (Kantenlänge = 2,8 km). Das kleinste Fehlalarmverhältnis (0,11) findet sich dagegen rechts oben bei 60 dBZ und 86,8 km Kantenlänge. Im Vergleich zu dem Cb-LIKE Algorithmus nimmt das Fehlalarmverhältnis für das synthetische Radarfeld deutlich höhere Werte an. Dies liegt zum Teil daran, dass deutlich mehr Vorhersageobjekte aus dem synthetischen Radarfeld vorhanden sind (vgl. BIAS in Abb. 6.8), was zu einer höheren Anzahl an Fehlalarmen führt. Bei Betrachtung von höheren Grenzwerten (z.B. Indikator = 60 und dBZ = 50) fällt auf, dass der BIAS für beide Vorhersagefelder nahezu die gleichen Werte annimmt (vgl. Abbildung 6.8), das Fehlalarmverhältnis für den Cb-LIKE Algorithmus über das gesamte Umgebungsensemble deutlich niedriger ist. Dies ist ein Hinweis auf eine bessere Vorhersagegenauigkeit von Cb-LIKE. Interessant sind auch noch die Ergebnisse für 37 dBZ. Für diesen Grenzwert in Kombination mit der kleinsten Umgebung (Kantenlänge = 2,8 km) errechnet sich für das synthetische Radarfeld ein Fehlalarmverhältnis von 0,84. 84% der Vorhersageobjekte weisen damit bei gleichem Grenzwert keine Überlappung mit einem beobachteten Rad-TRAM Objekt auf.

„Probability Of Detection“ (POD)

Die dritte auszuwertende Verifikationsgröße ist die „Probability Of Detection“, im Folgenden als POD bezeichnet. In Abbildung 6.10 sind die Ergebnisse für die 63 möglichen Kombinationen der Grenzwerte und Umgebungen aufgelistet, in (a) für den Cb-LIKE Algorithmus und in (b) für das synthetische Radarfeld. Die höchsten POD-Werte für beide Vorhersagefelder sind links oben zu finden (0,79 in (a) bzw. 0,87 in (b)). Diese werden mit der maximalen Kantenlänge von 86,8 km und den kleinsten Grenzwerten aus den Grenzwertensembles erreicht (Indikator = 20, dBZ = 10). Die kleinsten POD-Werte finden sich jeweils in beiden Abbildungen folgerichtig rechts unten (0,01 in (a) bzw. 0,00 in (b)). Diese werden mit der kleinsten Umgebung (2,8 km) und dem jeweils höchsten Wert aus den Grenzwertensembles berechnet (Indikator = 80, dBZ = 60). Die POD nimmt also für beide Vorhersagefelder grundsätzlich von links oben nach rechts unten ab. Dies ist auf zwei Gründe zurückzuführen. Zum einen beschreibt die POD im Mittel, mit welcher Wahrscheinlichkeit ein Rad-TRAM Objekt richtig vorhergesagt wird. Daher muss sein größter Wert in den beiden Abbildungen 6.10 (a) und (b) links

oben zu finden sein, da die Kombination von kleinen Grenzwerten mit großen Umgebungen eine Ausgabe von mehr und größeren Vorhersageobjekten zur Folge hat. Dies führt zur höchsten Zahl von Treffern („hits“) von Rad-TRAM Beobachtungsobjekten und damit zur höchsten POD (vgl. Formel 6.2). Der zweite Grund ist die Kombination von hohen Grenzwerten und kleineren Umgebungen. Mit dieser Einstellung werden weniger und kleinere Vorhersageobjekte ausgegeben, die Anzahl an Treffern („hits“) sinkt und damit auch die POD. Ihr kleinster Wert findet sich folgerichtig rechts unten in den Abbildungen.

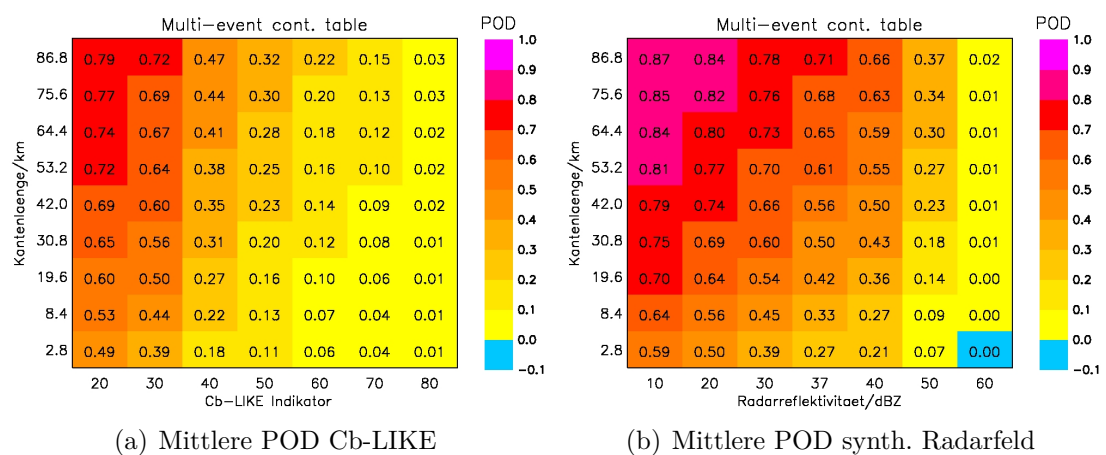


Abbildung 6.10.: Die Abbildungen zeigen die berechnete POD für alle 63 Kombinationen der verschiedenen Grenzwerte und Umgebungsgrößen. In (a) sind die Ergebnisse für den Cb-LIKE Indikator festgehalten, in (b) für das synthetische Radarfeld.

Im direkten Vergleich der beiden Vorhersagefelder ist zu erkennen, dass die synthetischen Radardaten für fast alle Grenzwerte und Umgebungsgrößen eine größere POD aufweisen als der Cb-LIKE Algorithmus. Dieser Unterschied lässt sich mit dem BIAS erklären. Wie in Abbildung 6.8 gezeigt, gibt das COSMO-DE Modell für die meisten Grenzwerte und Umgebungen mehr synthetische Radarobjekte aus als der Cb-LIKE Algorithmus Gewitterobjekte berechnet. Wie gerade erklärt, führt eine höhere Anzahl von Vorhersageobjekten zu einer höheren POD. Die besseren Ergebnisse des synthetischen Radarfeldes für diese Verifikationsgröße sind also auf eine deutlich höhere Anzahl von synthetischen Radarobjekten zurückzuführen. Erkauft wird dies allerdings mit einem schlechteren Fehlalarmverhältnis (vgl. Abbildung 6.9). Eine Ausnahme im Vergleich der beiden Vorhersagefelder bildet dabei der höchste Wert des jeweiligen Grenzwertensembles (Indikator = 80, dBZ = 60). Über alle Umgebungen weist der Cb-LIKE Algorithmus für diesen Vergleich eine höhere POD auf. Als letzter Punkt soll noch der direkte Vergleich zwischen den synthetischen Radarobjekten und den Rad-TRAM Objekten untersucht werden. Für einen Grenzwert von 37 dBZ und der kleinsten Umgebung (Kantenlänge = 2,8 km) beträgt die POD nur 0,27. Es werden also nur 27% der beobachteten Rad-TRAM Objekte von synthetischen Radarobjekten richtig vorhergesagt. Für die maximale Umgebung (Kantenlänge = 86,8 km) steigt die POD auf 0,71 an. Für größere Vorhersageobjekte können nun im Mit-

tel 71% aller beobachteten Rad-TRAM Objekte durch die Vorhersage abgedeckt werden.

„Critical Success Index“ (CSI)

Die letzte auszuwertende Verifikationsgröße ist der „Critical Success Index“, im Folgenden als CSI abgekürzt. Sein Maximum findet sich in den Abbildungen 6.11 (a) und (b) links oben und ist für beide Vorhersagefelder nahezu identisch (Cb-LIKE = 0,51, synth. Radarfeld = 0,52). Die Lage des maximalen Wertes lässt sich mit der Formel 6.4 erklären. Durch Verwendung des jeweils niedrigsten Grenzwertes werden die meisten Vorhersageobjekte ausgegeben, die aufgrund der größten Umgebung (Kantenlänge = 86,8 km) teilweise miteinander zu größeren Objekten verschmelzen und dabei sehr viel Raum einnehmen. Die Folge davon sind mehr Überlappungen mit Rad-TRAM Beobachtungsobjekten, was sich in vielen „hits“ bei gleichzeitig weniger „misses“ und „false alarms“ äußert. Diese Randbedingungen führen zu einem hohen CSI (vgl. Formel 6.4). Allgemein betrachtet nimmt der CSI durchgehend von links oben nach rechts unten ab, die jeweils kleinsten Werte in den Abbildungen 6.11 (a) und (b) finden sich rechts unten. Bei höheren Grenzwerten und kleineren Umgebungen sind grundsätzlich weniger und kleinere Vorhersageobjekte vorhanden, was zwangsläufig zu weniger „hits“, mehr „misses“ und relativ vielen „false alarms“ führt. Der direkte Vergleich zwischen dem Cb-LIKE Algorithmus und dem synthetischen Radarfeld zeigt eine interessante Charakteristik. Für die niedrigsten zwei Grenzwerte (Indikator = 20 & 30, dBZ = 10 & 20) bis einschließlich einer Umgebung mit der Kantenlänge von 42,0 km, sowie für den drittniedrigsten Grenzwert (Indikator = 40, dBZ = 30) bis zu einer Kantenlänge von 19,6 km, weist der Cb-LIKE Algorithmus höhere CSI-Werte auf. Für diesen Bereich ist das Verhältnis von „hits“ zu „misses“ und „false alarms“ für Cb-LIKE besser im Vergleich zu dem synthetischen Radarfeld. Für noch größere Umgebungen in Kombination mit den drei niedrigsten Grenzwerten nähern sich die CSI-Ergebnisse für beide Vorhersagefelder an, bis das synthetische Radarfeld leicht bessere Werte aufweist. Dies liegt daran, dass durch die großen Umgebungen sehr viele der kleinen Vorhersageobjekte miteinander zu wenigen großen verschmelzen, wodurch allgemein die Anzahl der Fehlalarme sinkt. Da allerdings deutlich mehr synthetische Radarobjekte im Vergleich zu Cb-LIKE Objekten vorhanden sind (vgl. BIAS, Abb. 6.8), sinkt folgerichtig die Anzahl der Fehlalarme unter den synthetischen Radarobjekten schneller als im Vergleich zu Cb-LIKE. Dadurch gleichen sich die CSI-Resultate des synthetischen Radarfeldes an die Ergebnisse von Cb-LIKE an. Für die Indikatoren 50, 60 und 70 sowie die dBZ-Werte 37, 40 und 50 weisen die Radarobjekte über das komplette Umgebungsensemble bessere Ergebnisse auf. Dies liegt daran, dass ab einem Indikator von 50 die Anzahl der Cb-LIKE Vorhersageobjekte drastisch abnimmt, während gleichzeitig noch deutlich mehr synthetische Radarobjekte vorhanden sind (vgl. BIAS). Das Verhältnis von „hits“ zu „misses“ und „false alarms“ für diese Grenzwerte ist also besser für das synthetische Radarfeld. Für den jeweils höchsten Grenzwert (Indikator = 80, dBZ = 60) weist Cb-LIKE wieder bessere CSI-Ergebnisse auf. Für diesen Fall sind der BIAS und die POD für beide Vor-

hersagefelder ungefähr gleich, der Cb-LIKE Algorithmus besitzt aber im Mittel ein deutlich niedrigeres Fehlalarmverhältnis (weniger Fehlalarme). Dies führt zu einem höheren CSI für den neuen Vorhersagealgorithmus.

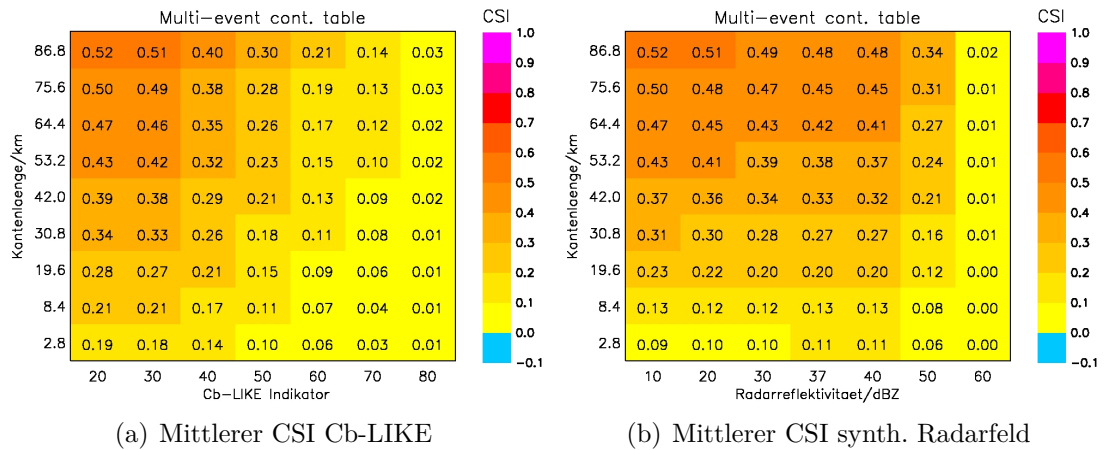


Abbildung 6.11.: Die Abbildungen zeigen den berechneten „Critical Success Index“ für alle 63 Kombinationen der verschiedenen Grenzwerte und Umgebungsgrößen. In (a) sind die Ergebnisse für den Cb-LIKE Indikator festgehalten, in (b) für das synthetische Radarfeld.

Zusammenfassung der Ergebnisse

An dieser Stelle soll die Analyse der vier Verifikationsgrößen noch einmal kurz zusammengefasst werden. Die Auswertung des BIAS zeigt, dass für niedrige Werte aus dem jeweiligen Grenzwertensemble beide Vorhersagefelder mehr Objekte ausgeben als mit Rad-TRAM beobachtet werden. Dabei weist das synthetische Radarfeld für die meisten Grenzwerte und Umgebungen deutlich mehr Vorhersageobjekte auf als der Cb-LIKE Algorithmus. Die Analyse des Fehlalarmverhältnisses zeigt, dass die Werte für den Cb-LIKE Algorithmus durchgängig deutlich niedriger sind. Im Vergleich zu dem synthetischen Radarfeld weist dieser signifikant weniger Fehlalarme auf. Die Auswertung der POD zeigt dagegen für fast alle Grenzwerte und Umgebungen durchgehend bessere Ergebnisse für die synthetischen Radarobjekte. Keine eindeutige Tendenz ist dagegen bei der Analyse des CSI erkennbar. Für unterschiedliche Kombinationen der verschiedenen Grenzwerte und Umgebungen liegen die besseren Ergebnisse teilweise auf Seiten von Cb-LIKE oder dem synthetischen Radarfeld. Allgemein betrachtet lässt sich auch gut die schon beschriebene Stärke der „Neighborhood Verification“ erkennen. Durch die Berücksichtigung des räumlichen Abstandes werden die Vorhersagen „gerechter“ bewertet, zudem fällt der Effekt der doppelten Bestrafung („double penalty“) weg. Dies zeigt sich in den berechneten Ergebnissen. Je größer die gewählte Umgebung, desto besser wurden für beide Vorhersagefelder die Resultate in den vier verschiedenen Verifikationsgrößen.

6.2.3. Objektvergleich: Cb-LIKE mit COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit

BIAS

Die Abbildung 6.12 zeigt den Vergleich zwischen Cb-LIKE (a) und der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit (b) für den BIAS. Für beide Vorhersagefelder sind die Ergebnisse über jeweils das komplette Grenzwert- und Umgebungsensemble aufgetragen. Im Vergleich zu Cb-LIKE werden aus der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit weniger Vorhersageobjekte bestimmt, der BIAS nimmt deshalb in der Gesamtbetrachtung niedrigere Werte an. Nur für die Gewitterwahrscheinlichkeit von 10 % liegt er durchgehend für alle Umgebungsgrößen über 1, alle anderen Wahrscheinlichkeiten weisen einen $\text{BIAS} < 1$ auf. Sein höchster Wert von 1,17 ist in Abbildung 6.12 (b) im linken unteren Bereich zu finden, bei einer Gewitterwahrscheinlichkeit von 10 % in Kombination mit der kleinsten Umgebung. Seine niedrigsten Ergebnisse mit 0,01 sind in der rechten Spalte bei einer Wahrscheinlichkeit von 90 % angesiedelt. Die grundsätzliche Verteilung des BIAS, in Abhängigkeit der gewählten Umgebungsgröße, ist für die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit mit den Ergebnissen aus Abschnitt 6.2.2 gleichzusetzen. Für den Grenzwert von 10 % ($\text{BIAS} > 1$) nimmt die Verifikationsgröße bei Verwendung größerer Umgebungen ab, ab 20 % ($\text{BIAS} < 1$) für größere Umgebungen fast immer zu. Sein Idealwert von 1 wird dabei für eine Gewitterwahrscheinlichkeit zwischen 10 und 20 % erreicht.

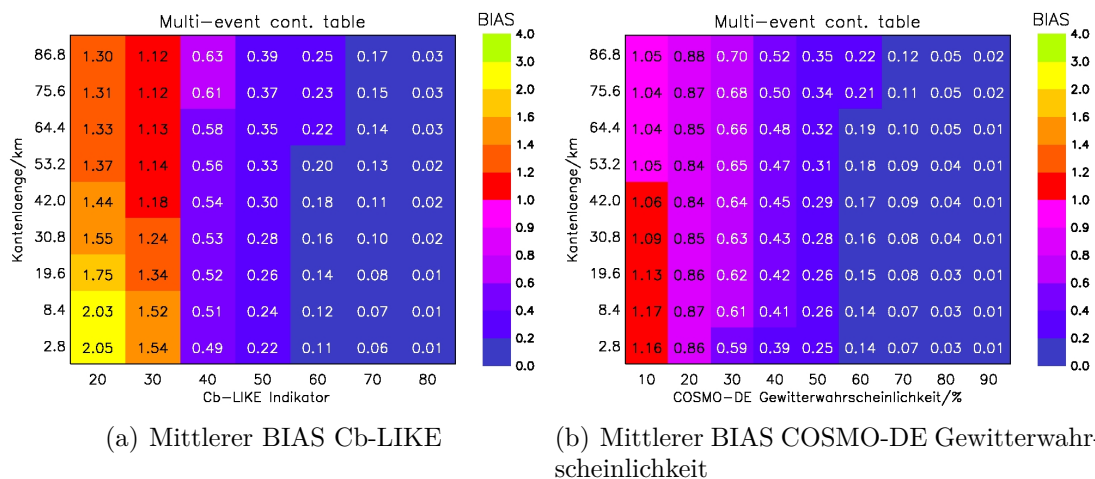


Abbildung 6.12.: Die Abbildungen zeigen den berechneten BIAS für alle Kombinationen der verschiedenen Grenzwerte und Umgebungsgrößen. In (a) sind die Ergebnisse für den Cb-LIKE Indikator festgehalten, in (b) für die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit.

„False Alarm Ratio“ (FAR)

Interessant sind auch die Ergebnisse des Fehlalarmverhältnisses (FAR), darge-

stellt in Abbildung 6.13 für Cb-LIKE (a) und die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit (b). Im Vergleich der beiden Vorhersagefelder zeigt sich ein grundlegender Unterschied in der Entwicklung des Fehlalarmverhältnisses bei der Wahl verschiedener Grenzwerte zur Objektbildung. Während für Cb-LIKE (und auch das synthetische Radarfeld) das Fehlalarmverhältnis für größere Indikatoren konsequent abnimmt, ist dies für die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit nicht der Fall. Für dieses Vorhersagefeld nimmt das Fehlalarmverhältnis für größere Grenzwerte zur Objektbildung zu. Dies gilt für alle Umgebungen bis auf die zwei größten mit einer Kantlänge von 75,6 und 86,8 km. So ist der höchste Wert des Fehlalarmverhältnisses in der Abbildung 6.13 (b) rechts unten zu finden, während er sich für Cb-LIKE und das synthetische Radarfeld im linken unteren Bereich befindet. Das niedrigste Ergebnis ist für die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit, analog zu Cb-LIKE und dem synthetischen Radarfeld, im rechten oberen Bereich der Abbildung 6.13 (b) angesiedelt. Die Verwendung von größeren Umgebungen innerhalb des Objektvergleiches bedeutet also auch für die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit größere aber gleichzeitig weniger Vorhersageobjekte, was zu mehr „Hits“ und weniger „False Alarms“ führt. Dass das Fehlalarmverhältnis für alle Umgebungen bis auf die zwei größten für höhere Wahrscheinlichkeiten zunimmt, ist eine sehr interessante Eigenschaft. Die Abnahme dieser Verifikationsgröße für höhere Indikator- und dBZ-Werte wurde in Abschnitt 6.2.2 damit erklärt, dass für höhere Grenzwerte die Vorhersagefelder hinsichtlich der Meteorologie der Entwicklung von Gewittern mehr zugeneigt sind. Dies führt, wie man es erwartet, zu mehr „Hits“ und weniger „False Alarms“, nach Formel 6.1 zu einem niedrigeren Fehlalarmverhältnis. Diese Annahme gilt offenbar nicht für die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit. Höhere Gewitterwahrscheinlichkeiten im COSMO-DE Modelloutput haben also nicht automatisch mehr „Hits“ und weniger „False Alarms“ zur Folge, wie es ein potentieller Nutzer dieser Vorhersagen erwarten würde.

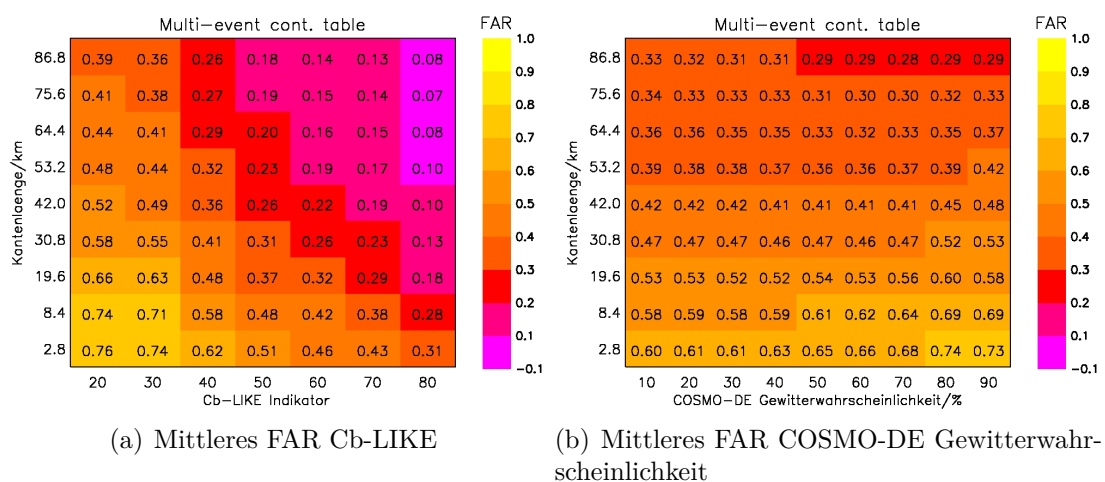


Abbildung 6.13.: Die Abbildungen zeigen das berechnete „False Alarm Ratio“ für alle Kombinationen der verschiedenen Grenzwerte und Umgebungsgrößen. In (a) sind die Ergebnisse für den Cb-LIKE Indikator festgehalten, in (b) für die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit.

„Probability Of Detection“ (POD)

Die Abbildung 6.14 zeigt die Ergebnisse der POD für Cb-LIKE (a) und die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit (b). Für die Gewitterwahrscheinlichkeit sind die Ergebnisse analog zu Cb-LIKE und des synthetischen Radarfeldes. Der höchste Wert mit 0,70 ist in Abbildung 6.14 (b) links oben zu finden, da in diesem Fall die meisten und größten Vorhersageobjekte aus dem Vorhersagefeld vorhanden sind. Nach Formel 6.2 bedeutet dies mehr „Hits“ bei weniger „Misses“. Für größere Wahrscheinlichkeiten und kleinere Umgebungen nimmt die POD konsequent ab, ihr kleinster Wert von 0,00 ist damit zwangsläufig rechts unten in Abbildung 6.14 (b) angesiedelt. Weniger und kleinere Vorhersageobjekte führen also, wie schon in Abschnitt 6.2.2 erklärt, zu weniger „Hits“ bei gleichzeitig mehr „Misses“. Eine niedrigere POD ist damit die Folge. Generell scheinen sich die Ergebnisse der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit im selben Größenordnungsbereich wie die des Cb-LIKE Algorithmus zu bewegen.

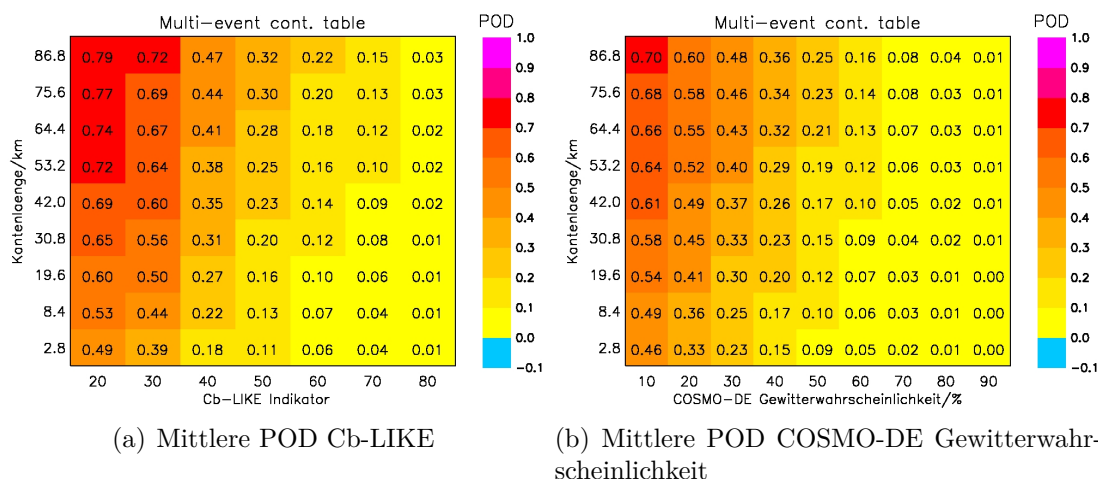


Abbildung 6.14.: Die Abbildungen zeigen die berechnete „Probability of Detection“ für alle Kombinationen der verschiedenen Grenzwerte und Umgebungsgrößen. In (a) sind die Ergebnisse für den Cb-LIKE Indikator festgehalten, in (b) für die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit.

„Critical Success Index“ (CSI)

Die Abbildung 6.15 zeigt die Ergebnisse des CSI für Cb-LIKE (a) und die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit (b). Hinsichtlich Größenordnung und allgemeiner Verteilung sind die Werte für die Gewitterwahrscheinlichkeit vergleichbar mit dem Cb-LIKE Algorithmus. Der höchste CSI-Wert mit 0,52 ist in Abbildung 6.15 (b) links oben zu finden, also für die Kombination der kleinsten Wahrscheinlichkeit mit der größten Umgebung. In diesem Fall sind die meisten und größten Vorhersageobjekte vorhanden, das Vorhersagefeld der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit produziert also die meisten „Hits“ bei gleichzeitig weniger „Misses“ und im Verhältnis dazu weniger „False Alarms“. Nach Formel 6.4 führt dies zu einem hohen CSI. Zudem nehmen, wie vergleichbar mit Cb-LIKE und dem synthetischen

Radarfeld, die Werte in Abbildung 6.15 (b) von links oben nach rechts unten konsequent ab. Der kleinste CSI-Wert ist damit für eine Gewitterwahrscheinlichkeit von 90 % in Kombination mit der kleinsten Umgebung zu finden. Die niedrigste Anzahl an Vorhersageobjekten in Verbindung mit der kleinsten Umgebung führt also zu den wenigsten „Hits“, meisten „Misses“ und im Verhältnis dazu sehr vielen Fehlalarmen.

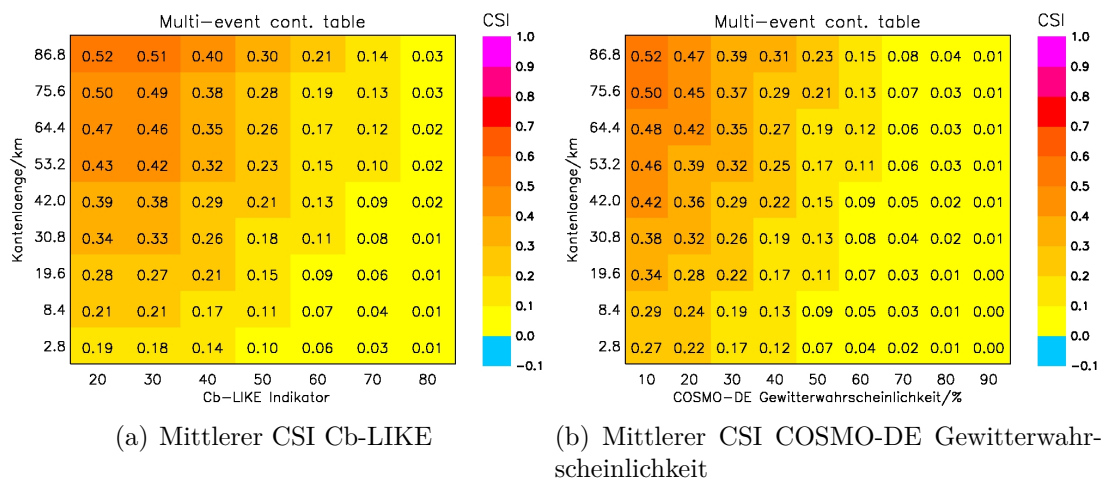


Abbildung 6.15.: Die Abbildungen zeigen den berechneten „Critical Success Index“ für alle Kombinationen der verschiedenen Grenzwerte und Umgebungsgrößen. In (a) sind die Ergebnisse für den Cb-LIKE Indikator festgehalten, in (b) für die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit.

Zusammenfassung der Ergebnisse

Der BIAS zeigt, dass im COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeitsfeld für die meisten Grenzwerte deutlich weniger Vorhersageobjekte vorhanden sind als Starkniederschlagszellen mit Rad-TRAM detektiert werden. Nur für eine Wahrscheinlichkeit von 10 % liegt der BIAS für alle Umgebungen knapp über 1. Im Vergleich mit dem Cb-LIKE Algorithmus werden mit der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit also deutlich weniger Vorhersageobjekte ausgegeben. Die Auswertung des Fehlalarmverhältnisses zeigt einen kleinen Unterschied zwischen Cb-LIKE/synthetischem Radarfeld und der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit hinsichtlich der Verwendung höher Grenzwerte zur Objektbildung. Während für Cb-LIKE und das synthetische Radarfeld das Fehlalarmverhältnis für größere Grenzwerte (Indikatoren/dBZ) kleiner und damit besser wird, zeigt sich für die Gewitterwahrscheinlichkeit der genau umgekehrte Fall. Bei der Wahl von höheren Wahrscheinlichkeiten in Prozent zur Bestimmung der Objekte aus dem Vorhersagefeld wird das Fehlalarmverhältnis immer größer. Dies ist eine sehr interessante Entwicklung, da für höhere Grenzwerte die Vorhersagefelder, vom meteorologischen Standpunkt aus betrachtet, der Entwicklung von Gewittern mehr zugeneigt sind. Eine Abnahme des Fehlalarmverhältnisses wäre die logische Konsequenz. Die Wahl von höheren COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeiten bedingt also ein schlechteres Verhältnis zwischen „Hits“ und „False Alarms“. Bei der Verwendung

größerer Umgebungen in der Verifikation zeigte sich dagegen kein Unterschied im generellen Verhalten des Fehlalarmverhältnisses. So nimmt diese Verifikationsgröße für alle drei Vorhersagefelder bei Anwendung größerer Umgebungen niedrigere Werte an. Für die POD und den CSI zeigt sich ein vergleichbares Bild zwischen der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit und Cb-LIKE. Die höchsten Ergebnisse sind für den kleinsten Grenzwert plus größte Umgebung zu finden, die niedrigsten Werte der beiden Verifikationsgrößen für den größten Grenzwert und die kleinste Umgebung. Im Vergleich beider Vorhersagefelder hat sich gezeigt, dass die Ergebnisse in einem vergleichbaren Größenordnungsbereich liegen. Wie Cb-LIKE und auch das synthetische Radarfeld, profitiert die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit von den Vorteilen der verwendeten „Neighborhood Verification“. Durch die Berücksichtigung des räumlichen Abstandes werden die Vorhersagen „gerechter“ bewertet, zudem fällt der Effekt der doppelten Bestrafung („double penalty“) weg. Dies zeigt sich in den berechneten Ergebnissen. Je größer die gewählte Umgebung, desto besser wurden für die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit die Resultate in den vier verschiedenen Verifikationsgrößen.

6.2.4. BIAS Tuning

Wie im vorherigen Abschnitt gezeigt, sind die Ergebnisse in den Verifikationsgrößen für alle drei Vorhersagefelder abhängig vom BIAS, also dem Verhältnis von vorhergesagten zu beobachteten Ereignissen. Um zu überprüfen, wie gut der Cb-LIKE Algorithmus im direkten Vergleich mit dem synthetischen Radarfeld und der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit abschneidet, wird nun für alle drei Vorhersagefelder versucht, den Grenzwert (Indikator/dBZ/Gewitterwahrscheinlichkeit) zu bestimmen, für den sich der BIAS jeweils seinem Idealwert von 1 annähert. In diesem Fall geben alle drei Vorhersagefelder annähernd gleich viele Vorhersageobjekte aus und können daher gut hinsichtlich ihrer Vorhersagegenauigkeit untersucht und miteinander verglichen werden. Dieses sogenannte Tuning des BIAS findet mit den gleichen Verifikationseinstellungen wie vorher beschrieben statt.

Synthetisches Radarfeld

In Abbildung 6.16 sind die Ergebnisse für das synthetische Radarfeld dargestellt. In (a) nimmt der BIAS für den Grenzwert 40 dBZ und einer Umgebungsgröße von 2,8 km einen Wert von 1,08 an, für 41 dBZ bei gleicher Kantenlänge liegt er bereits bei 0,92. Gemittelt über das gesamte Umgebungsensemble beträgt er 1,088 bzw. 0,9988. Der BIAS sollte sich also für Grenzwerte zwischen 40 und 41 dBZ seinem Idealwert von 1 annähern. Diese Annahme wird in Abbildung 6.16 (b) bestätigt, die die Berechnung des BIAS für Werte zwischen 40 und 41 dBZ in 0,1er Schritten zeigt. Die Genauigkeit von einer Ziffer hinter dem Komma sollte dabei ausreichen, um einen akzeptablen dBZ-Grenzwert für ein erfolgreiches Tuning zu finden. Gemittelt über das gesamte Umgebungsensemble liegt der BIAS für 40,9 dBZ mit 1,0055 noch knapp über 1, für 41 dBZ, wie schon vorher be-

stimmt, mit 0,9988 etwas darunter. Da, wie aus der Abbildung 6.16 ersichtlich, der BIAS für größer werdende dBZ-Werte kontinuierlich kleiner wird, liefert, bei einer Genauigkeit von einer Nachkommastelle, der Wert von **41 dBZ** für das synthetische Radarfeld mit nur 0,0012 den im Mittel kleinsten Abstand zu 1. In den folgenden Abschnitten wird dieser Grenzwert im direkten Vergleich mit dem Cb-LIKE Algorithmus zur Anwendung kommen.

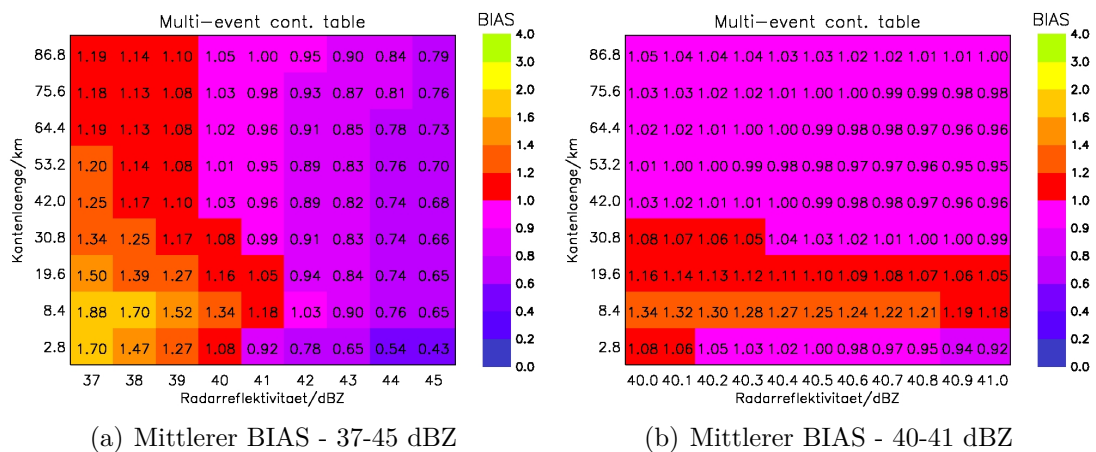


Abbildung 6.16.: Die Abbildungen zeigen den berechneten BIAS für das synthetische Radarfeld für einen kleineren Grenzwertbereich. In (a) für die dBZ-Grenzwerte von 37 bis 45, in (b) von 40 bis 41 in 0,1er Schritten.

Cb-LIKE Algorithmus

Die Suche nach dem passenden Gewitterindikator für ein erfolgreiches Tuning gestaltet sich dagegen etwas schwieriger. In Abbildung 6.17 (a) sind die Ergebnisse des BIAS für Indikatoren von 30 bis 40 über das gesamte Umgebungsensemble aufgetragen. Auffällig ist an dieser Stelle der große Sprung zwischen den Indikatorwerten 30 und 31 von 1,54 auf 0,75 für die kleinste Umgebung. Diese Abnahme zeigt im Prinzip eine Halbierung der Anzahl der Vorhersageobjekte des Cb-LIKE Algorithmus für einen um 1 höheren Wert. Der gesuchte Indikator, für den sich der BIAS seinem idealen Wert annähert, müsste also zwischen 30 und 31 liegen. Dies wird mit Hilfe der Abbildung 6.17 (b) untersucht. Hier werden die Ergebnisse des BIAS für Indikatoren zwischen 30 und 31 in 0,1er Schritten über das komplette Umgebungsensemble gezeigt. An dieser Stelle wird offensichtlich, dass sich der BIAS für die verwendete Standardeinstellung des Cb-LIKE Algorithmus nicht zufriedenstellend auf seinen Idealwert tunen lässt. Für einen Indikator von 30 in Kombination mit der kleinsten Umgebung liegt er bei 1,54, für 30,1 bereits bei 0,76. Eine Erweiterung der betrachteten Indikatorgrenzwerte auf zwei oder mehr Nachkommastellen würde an dieser Stelle ebenfalls keine Abhilfe schaffen. Diese Problematik ist eine Folge der Einstellungen des verwendeten Fuzzy-Logik Systems. Wie in der Abbildung 5.5 gezeigt, existieren zwischen den einzelnen Zugehörigkeitsfunktionen der Input Sets definierte Übergangsbereiche, die die Zuordnung der scharfen Eingangsparameter zu den unscharfen Mengen

ermöglichen. Als Folge dessen erhält man eine relativ homogene Verteilung des Cb-LIKE Indikators zwischen $11,\bar{66}$ und $88,\bar{33}$ bei der finalen Berechnung aus den Fuzzy-Output Sets (vgl. Abbildung 5.6). Bei der Verwendung von komplementären Input Sets (Mengen), siehe dazu die Abbildungen 3.3 (b) oder E.13, die keine Übergangsbereiche zwischen den einzelnen Zugehörigkeitsfunktionen aufweisen, würde sich die Berechnung des Cb-LIKE Indikators auf die Mittelwerte der fünf Output Sets beschränken (Genauere Erklärung in Abschnitt 6.2.9). Diese sind $11,\bar{66}$, 30, 50, 70 und $88,\bar{33}$. Je größer die Übergangsbereiche zwischen den einzelnen Zugehörigkeitsfunktionen, desto homogener fällt also die Verteilung des Cb-LIKE Indikators zwischen dem unteren ($11,\bar{66}$) und oberen ($88,\bar{33}$) Grenzwert aus. Das Problem an dieser Stelle ist nun, dass in der gewählten Standardeinstellung des Cb-LIKE Algorithmus die Übergangsbereiche zwischen den einzelnen Input Sets nicht breit genug sind, um eine durchgehend homogene Verteilung der berechneten Indikatoren zu gewährleisten. Kurz gesagt gibt der Cb-LIKE Algorithmus sehr viele Vorhersageobjekte mit einem Grenzwert von 30 aus, der ja dem Mittelwert des Output Sets „niedrig“ entspricht. Mit der Standardeinstellung aus Kapitel 5 ist es also nicht möglich einen passenden Indikator zu bestimmen, mit dem sich der BIAS seinem Idealwert zufriedenstellend annähert.

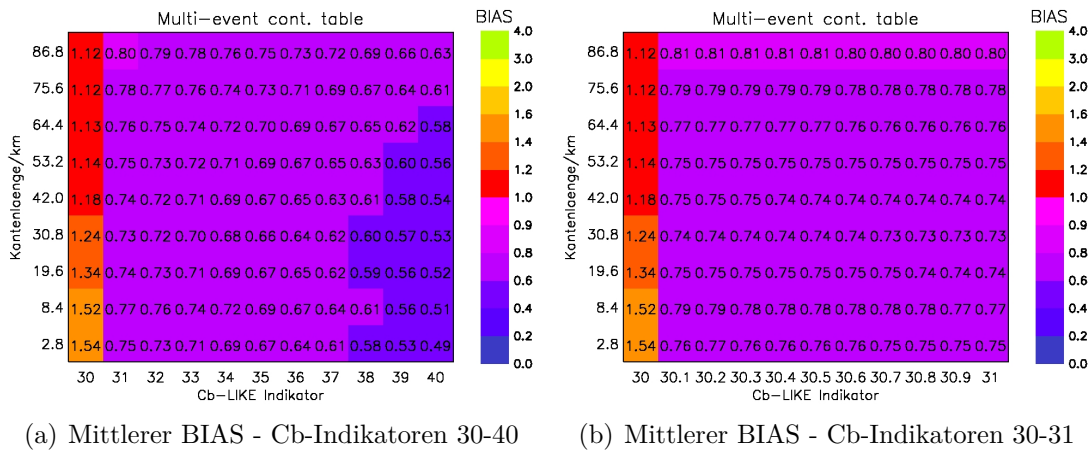
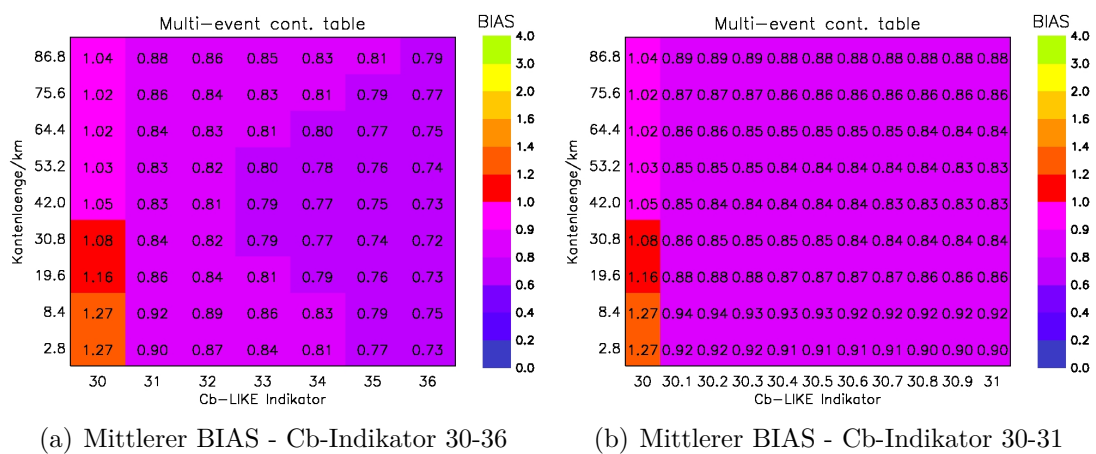


Abbildung 6.17.: Die Abbildungen zeigen den berechneten BIAS für den Cb-LIKE Algorithmus für einen kleineren Grenzwertbereich. In (a) für die Indikatorwerte von 30 bis 40, in (b) von 30 bis 31 in 0,1er Schritten.

Eine Lösung dieses Problems ist die Verwendung von breiteren Übergängen zwischen den einzelnen Zugehörigkeitsfunktionen der Fuzzy-Input Sets. Dazu wurden neue Sets in den Algorithmus implementiert. Diese sind mit breiteren Übergangsbereichen ausgestattet und sind zur Veranschaulichung im Anhang unter E.9 zu finden. Mit diesen wurde erneut der BIAS für verschiedene Grenzwerte und Umgebungen berechnet, die Ergebnisse sind in der Abbildung 6.18 dargestellt. In (a) ist gut zu erkennen, dass durch die breiteren Übergänge zwischen den Zugehörigkeitsfunktionen die Objektanzahl für verschiedene Indikatoren deutlich homogener verteilt ist. So fällt zum Beispiel der Sprung zwischen den Werten 30 und 31 für die kleinste Umgebung mit 1,27 auf 0,92 deutlich geringer aus als im

Vergleich zur Standardeinstellung (1,54 auf 0,75). Damit steigen die Chancen, dass sich der BIAS für einen Indikator zwischen 30 und 31 zufriedenstellend auf 1 tunen lässt. Dies wird mit Hilfe der Abbildung 6.18 (b) untersucht. Hier werden die Ergebnisse des BIAS für Indikatoren zwischen 30 und 31 in 0,1er Schritten für das komplette Umgebungsensemble gezeigt. An dieser Stelle wird offensichtlich, dass mit den neuen Fuzzy-Input Sets mit den breiteren Übergängen ein vernünftiges Tuning des BIAS ebenfalls nicht möglich ist. Für den Indikator von 30 liegt der über alle Umgebungen gemittelte BIAS bei 1,11, für 30,1 schon bei 0,89. Eine sinnvolle Annäherung an seinen Idealwert kann also noch nicht erzielt werden.



Abbildungung 6.18.: Die Abbildungen zeigen den berechneten BIAS für den Cb-LIKE Algorithmus für einen kleineren Grenzwertbereich. In (a) für die Indikatorwerte von 30 bis 36, in (b) von 30 bis 31 in 0,1er Schritten. Für die Berechnung der Werte wurden in den Cb-LIKE Algorithmus neue Fuzzy-Input Sets implementiert. Diese weisen breitere Übergänge zwischen den einzelnen Zugehörigkeitsfunktionen auf.

Um das Tuning des BIAS für den Cb-LIKE Algorithmus zufriedenstellend abzuschließen, wurden in das Fuzzy-Logik System erneut Input Sets mit dementsprechend noch breiteren Übergängen zwischen ihren Zugehörigkeitsfunktionen implementiert. Dies sollte eine noch homogenere Verteilung des Indikators über seinen gesamten Wertebereich von $11,6\bar{6}$ bis $88,3\bar{3}$ zur Folge haben. Die neuen Fuzzy-Input Sets sind im Anhang unter E.10 zu finden. In Abbildung 6.19 sind die zugehörigen Ergebnisse des BIAS aufgetragen, in (a) für einen Indikatorbereich von 28 bis 36. An dieser Stelle zeigen sich nun die Vorteile der noch breiteren Übergänge zwischen den einzelnen Zugehörigkeitsfunktionen. Zwischen den Indikatoren 30 und 31 in Kombination mit der kleinsten Umgebung ist die Abnahme des BIAS deutlich geringer als im Vergleich zu den beiden vorherigen Tuningversuchen. Sie beträgt nur mehr 0,13 (1,12 auf 0,99). Daraus lässt sich bereits schließen, dass mit den neuen Fuzzy-Input Sets eine vernünftige Annäherung des BIAS an seinen Idealwert möglich sein sollte. Mit Hilfe der Abbildung 6.19 (b) wird dies untersucht. Hier werden die Ergebnisse des BIAS für die Indikatoren von 30 bis 31 in 0,1er Schritten über das gesamte Umgebungsensemble gezeigt. Für den Grenzwert 30 und gemittelt über alle Umgebungen weist der BI-

AS einen Wert von 1,0155 auf und liegt damit knapp über 1. Für den Indikator von 30,1 fällt der gemittelte BIAS mit exakt 0,95 bereits unter seinen Idealwert. Aufgrund der kontinuierlichen Abnahme seiner Werte von niedrigen zu hohen Indikatoren und einer Genauigkeit von einer Stelle nach dem Komma kann man an dieser Stelle festhalten, dass sich der BIAS für einen Indikator von **30** mit einem Abstand von nur 0,0155 am nächsten seinem Idealwert von 1 annähert. Dieser gefundene Grenzwert wird nun zusammen mit dem Fuzzy-Logik System, welches die sehr breiten Übergänge zwischen den Zugehörigkeitsfunktionen seiner Fuzzy-Input Sets enthält, für die folgenden Auswertungen verwendet.

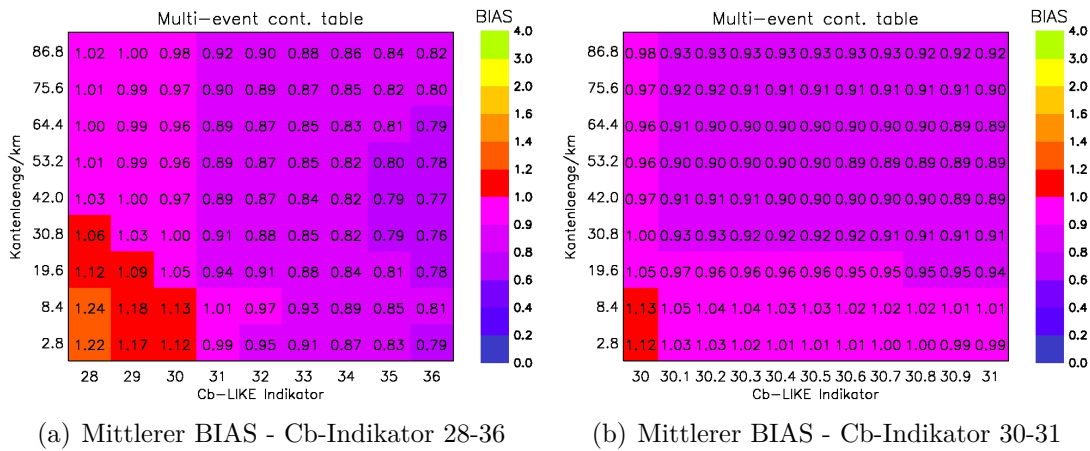
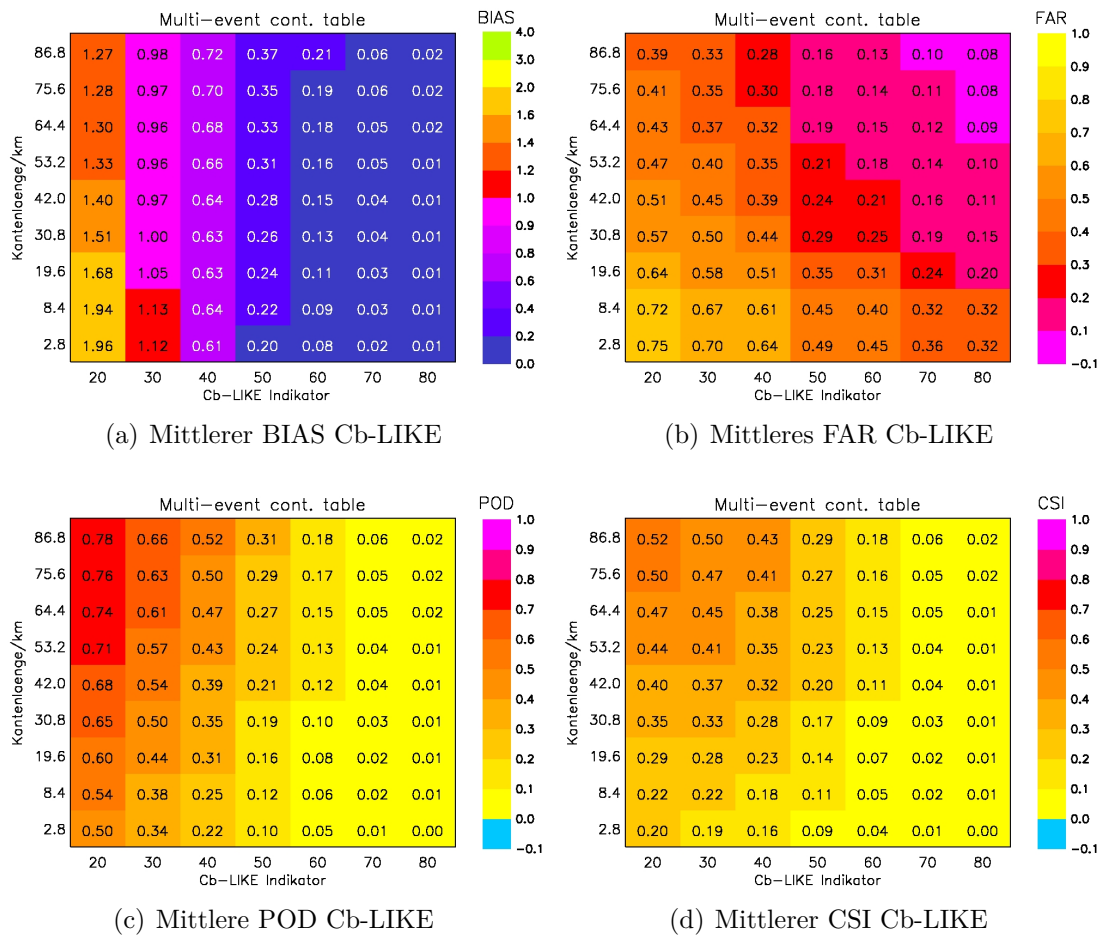


Abbildung 6.19.: Die Abbildungen zeigen den berechneten BIAS für den Cb-LIKE Algorithmus für einen kleineren Grenzwertbereich. In (a) für die Indikatorwerte von 28 bis 36, in (b) von 30 bis 31 in 0,1er Schritten. Für die Berechnung der Werte wurden in den Cb-LIKE Algorithmus neue Fuzzy-Input Sets implementiert. Diese weisen sehr breite Übergänge zwischen den einzelnen Zugehörigkeitsfunktionen auf.

Für die neuen Fuzzy-Input Sets werden nun die Ergebnisse der vier Verifikationsgrößen für alle Kombinationen der zwei Ensembles gezeigt. In Abbildung 6.20 (a) ist als erste Größe der BIAS dargestellt. Im Vergleich zu der Standardeinstellung in Grafik 6.8 (a) ist in der allgemeinen Verteilung kein signifikanter Unterschied erkennbar. Der BIAS hat seinen höchsten Wert links unten, nimmt mit größer werdenden Umgebungen und steigenden Grenzwerten kontinuierlich ab und erreicht sein Minimum im rechten oberen Bereich in der Tabelle. Der einzige Unterschied zur Standardeinstellung ist eine homogenere Verteilung seiner Werte für die verschiedenen Indikatoren. Der Cb-LIKE Algorithmus berechnet also nun weniger Vorhersageobjekte mit einem Grenzwert gleich einem der fünf Mittelwerte der Fuzzy-Output Sets. Dies zeigt sich darin, dass die Sprünge zwischen den einzelnen Indikatoren kleiner werden, so zum Beispiel zwischen den Indikatorwerten 30 und 40. In Kombination mit der kleinsten Umgebung springt der BIAS zum Beispiel von 1,12 auf 0,61, bei den anfangs verwendeten Fuzzy-Input Sets mit den schmäleren Übergangsbereichen war dieser Sprung noch deutlich größer (1,54 auf 0,49). Die Ergebnisse für das Fehlalarmverhältnis, die POD und den CSI weisen im Prinzip die gleiche Verteilung auf im Vergleich zur Standar-

deinstellung. So nehmen die Werte für das Fehlalarmverhältnis von links unten nach rechts oben ab, für die POD und den CSI von links oben nach rechts unten. Kleine Unterschiede in den Werten sind als Folge der homogenen Verteilung der berechneten Cb-LIKE Indikatoren zu sehen.



Abbildungung 6.20.: Darstellung des BIAS, FAR, POD und CSI für das Fuzzy-Logik System mit den sehr breiten Übergängen in den Zugehörigkeitsfunktionen. Abgebildet sind die vier Verifikationsgrößen mit allen 63 Ergebnissen aus den beiden Ensembles.

COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit

Wie in der Grafik 6.12 in Abschnitt 6.2.3 gezeigt, nimmt der BIAS sehr wahrscheinlich für eine COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit zwischen 10 und 20 % seinen Idealwert von 1 an. Dies wird genauer mit Hilfe der Abbildung 6.21 untersucht. In (a) werden die Ergebnisse des BIAS für den Grenzwertbereich von 10 bis 18 % für das komplette Umgebungsensemble gezeigt. Gemittelt über alle Umgebungen liegt er für die Gewitterwahrscheinlichkeit von 13 % bei 1,016, für 14 % bei 0,986. Eine gute Annäherung an seinen Idealwert wird also für einen Wert zwischen diesen beiden Wahrscheinlichkeiten erfolgen. Dies wird mit Hilfe der Abbildung 6.21 (b) genauer betrachtet. Diese Grafik zeigt die Ergebnisse des

BIAS für das komplette Umgebungsensemble für die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeiten zwischen 13 und 14 % in 0,1er Schritten. Die Genauigkeit von einer Ziffer hinter dem Komma sollte dabei ausreichen, um einen akzeptablen Grenzwert für ein erfolgreiches Tuning zu finden. Gemittelt über alle Umgebungen liegt der BIAS für eine Gewitterwahrscheinlichkeit von 13,5 % bei 1,004, für 13,6 % bei 0,998. Er nähert sich also für die Wahrscheinlichkeit von **13,6 %** seinem Idealwert von 1 am nächsten an.

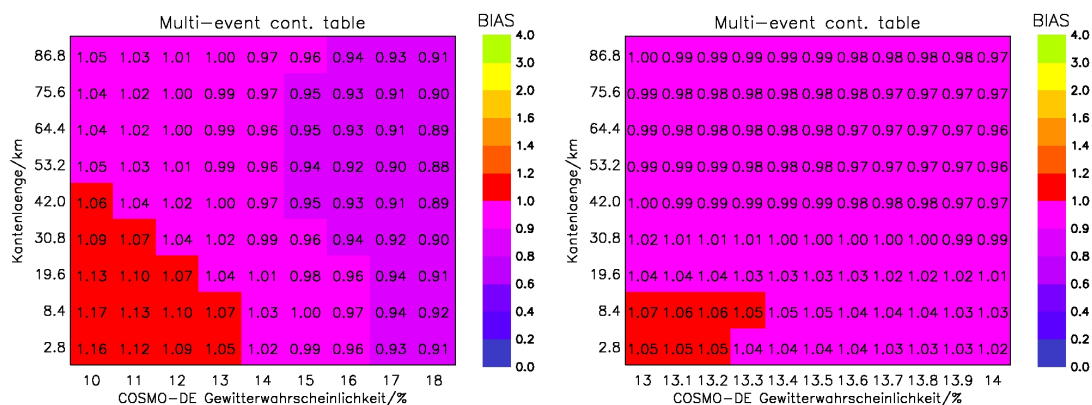


Abbildung 6.21.: Die Abbildungen zeigen den berechneten BIAS für die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeiten für einen kleineren Grenzwertbereich. In (a) für die Wahrscheinlichkeiten von 10 bis 18 %, in (b) von 13 bis 14 % in 0,1er Schritten.

6.2.5. Vergleich der Vorhersagefelder für getunten BIAS

Im vorherigen Kapitel wurde für das synthetische Radarfeld, den Cb-LIKE Algorithmus und die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit der jeweilige Grenzwert gefunden, für den sich der BIAS, gemittelt über das Umgebungsensemble, seinem Idealwert von 1 am besten annähert. Für einen dBZ Wert von 41, einem Indikator von 30 und einer Wahrscheinlichkeit von 13,6 % geben die drei Vorhersagefelder nahezu die gleiche Anzahl an Vorhersageobjekten aus. Aufgrund dieser Tatsache ist ein Vergleich zwischen Cb-LIKE den beiden COSMO-DE Feldern explizit für diese Grenzwerte sinnvoll, um die Frage zu beantworten, ob der Algorithmus eine sinnvolle neue Methodik für Gewittervorhersagen von hoher Qualität auf der Datenbasis des COSMO-DE Modells darstellt.

Vergleich: Cb-LIKE mit synthetischem Radarfeld

Zuerst wird der Cb-LIKE Algorithmus mit dem synthetischen Radarfeld verglichen. Die Ergebnisse für die vier Verifikationsgrößen sind in Abbildung 6.22 zu finden. In (a) ist zur Vollständigkeit noch einmal der BIAS für beide Vorhersagefelder gegenüber gestellt. Gemittelt über das Umgebungsensemble liegen beide Werte, bei Betrachtung einer einzigen Nachkommastelle, exakt bei 1,0. Das

Tuning im vorherigen Kapitel konnte also zufriedenstellend durchgeführt werden. Interessanter ist der Vergleich des Fehlalarmverhältnisses in (b). Hier zeigt sich nun, dass der Cb-LIKE Algorithmus deutlich weniger Fehlalarme aufweist als das synthetische Radarfeld. Für die kleinste Kantenlänge (2,8 km) beträgt der Abstand 0,09 (0,70 zu 0,79), für die maximal große Umgebung 0,03 (0,33 zu 0,36) zum Vorteil von Cb-LIKE. Im Mittel über das Umgebungsensemble liegt das Fehlalarmverhältnis für den neuen Algorithmus bei 0,48, das synthetische Radarfeld weist dagegen einen Wert von 0,56 auf.

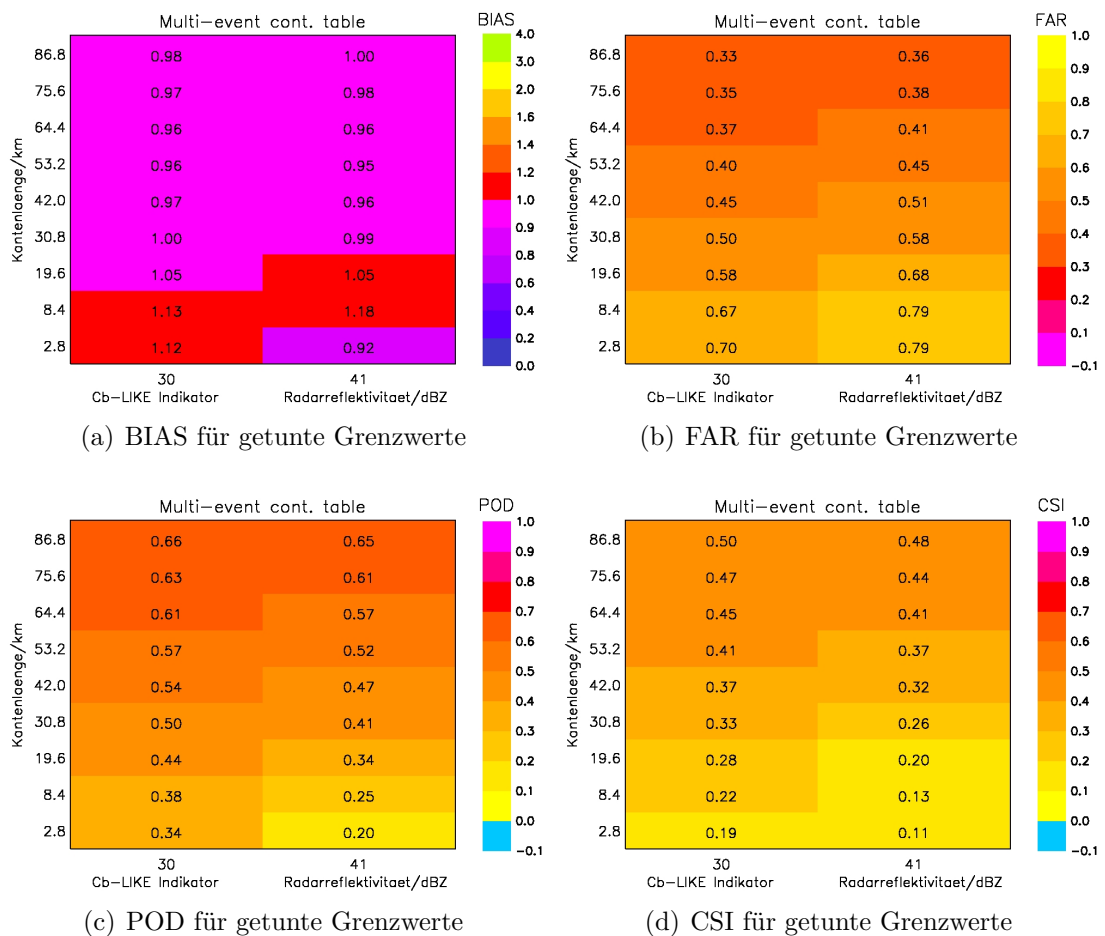


Abbildung 6.22.: Direkter Vergleich zwischen dem Cb-LIKE Indikator und dem synthetischen Radarfeld auf Basis der getunten Grenzwerte. Es werden alle vier Verifikationsgrößen (BIAS, FAR, POD, CSI) ausgewertet.

Für die POD ergibt sich ein ähnliches Bild. Während für den Indikator von 30 Werte von 0,34 und 0,66 für die kleinste bzw. größte Umgebung berechnet werden, schneidet das synthetische Radarfeld im direkten Vergleich mit 0,20 und 0,65 schlechter ab. Im Mittel über das Umgebungsensemble beträgt der Abstand 0,07 (0,52 zu 0,45) zu Gunsten von Cb-LIKE. Es werden also mit dem neuen Algorithmus die Beobachtungsobjekte aus Rad-TRAM deutlich besser vorhergesagt. Die Betrachtung des CSI ergibt ein ähnliches Bild. Für den Cb-LIKE Algorithmus liegen die Werte über das gesamte Umgebungsensemble grundsätzlich höher als

für das synthetische Radarfeld. Für die kleinste Umgebung beträgt der Abstand 0,19 zu 0,11, bei der maximalen 0,50 zu 0,48. Der über das Umgebungsensemble gemittelte CSI liegt bei 0,36 zu 0,30. Die Messung des Verhältnisses von korrekt vorhergesagten Ereignissen zu allen Ereignissen (Beobachtungen und Vorhersagen) zeigt also ebenfalls bessere Resultate für den Cb-LIKE Algorithmus.

Für einen nahezu identischen BIAS erzielt der Cb-LIKE Algorithmus also bessere Ergebnisse in den drei anderen Vorhersagegrößen als das synthetische Radarfeld. Der neue Vorhersagealgorithmus weist dabei weniger Fehlalarme, mehr getroffene Rad-TRAM Beobachtungsobjekte und ein besseres Verhältnis von korrekt vorhergesagten Ereignissen zu allen Ereignissen (Beobachtungen und Vorhersagen) auf. Eine interessante Charakteristik der Ergebnisse ist, dass für alle Verifikationsgrößen (ohne BIAS) der Vorsprung von Cb-LIKE für die kleinste Umgebung am größten ist, dieser aber mit größer werdenden Kantenlängen der Umgebungen kontinuierlich abnimmt. Durch das immer weitere „Ausschmieren“ der Vorhersagen spielen kleinskalige Unterschiede zwischen den beiden Vorhersagefeldern eine zunehmend geringere Rolle. Die Vorteile eines Cb-LIKE Vorhersageobjektes, zum Beispiel eine bessere räumliche Lage zum Beobachtungsobjekt, werden durch die Verwendung größerer Umgebungen immer kleiner, bis schließlich ein schlechter liegendes synthetisches Radarobjekt als gleich gute Prognose gewertet wird. Dies ist gut anhand Abbildung 6.7 nachzuvollziehen, die den Einfluss der verschieden großen Umgebungen zeigt. Je größer deren Kantenlänge, desto weniger fallen die kleinskaligen Unterschiede zwischen beiden Vorhersagefeldern ins Gewicht. Bei Verwendung der 31x31 großen Umgebung spielt es zum Beispiel keine Rolle, ob ein Vorhersageobjekt fünf oder 25 Gitterpunkte vom Beobachtungsobjekt entfernt liegt, beide räumliche Lagen würden als gleich gut bewertet werden.

Vergleich: Cb-LIKE mit COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit

An dieser Stelle folgt nun der Vergleich zwischen dem Cb-LIKE Algorithmus und der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit. Die Ergebnisse für die vier Verifikationsgrößen sind in Abbildung 6.23 zu finden. In (a) ist zur Vollständigkeit noch einmal der BIAS für die beiden Vorhersagefelder gegenüber gestellt. Gemittelt über das Umgebungsensemble liegen beide Werte, bei Betrachtung einer einzigen Nachkommastelle, exakt bei 1,0. Das Tuning im vorherigen Kapitel konnte also auch für die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit zufriedenstellend durchgeführt werden. Interessante Ergebnisse liefert der Vergleich des Fehlalarmverhältnisses in (b). Für diese Verifikationsgröße zeigt sich, dass der Cb-LIKE Algorithmus, zumindest für die kleineren Umgebungen, etwas mehr Fehlalarme aufweist als die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit. Für die kleinste Kantenlänge (2,8 km) beträgt der Abstand 0,1 (0,70 zu 0,60). Für größere Umgebungen gleichen sich die Werte langsam an, bis bei einer Kantenlänge von 86,8 km kein Unterschied mehr zwischen den beiden Vorhersagefeldern ($FAR = 0,33$) vorhanden ist. Im Mittel über das Umgebungsensemble liegt das Fehlalarmverhältnis für Cb-LIKE bei 0,48, die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit weist dagegen einen Wert von 0,45 auf. Die Auswertung der POD ergibt ein ähnliches Bild.

Für die kleinste Umgebung mit der Kantenlänge von 2,8 km zeigt die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit einen leicht besseren Wert (0,41 zu 0,34). Dieser Unterschied relativiert sich wieder bei Verwendung von größeren Umgebungen, bis bei der maximalen Kantenlänge von 86,8 km beide Vorhersagefelder mit 0,66 das gleiche Ergebnis aufweisen. Gemittelt über alle Umgebungen schneidet Cb-LIKE mit einer POD von 0,52 im Vergleich zur COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit mit 0,55 etwas schlechter ab. Der CSI zeigt ein ähnliches Bild. Für den Cb-LIKE Algorithmus liegen die Werte für fast das gesamte Umgebungsensemble grundsätzlich niedriger als im Vergleich zur COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit. Für die kleinste Umgebung beträgt der Abstand 0,19 zu 0,25. Dieser wird mit zunehmender Kantenlänge immer geringer, bis beide Vorhersagefelder für die größte Umgebung einen gleichen CSI-Wert von 0,50 aufweisen. Der über das gesamte Umgebungsensemble gemittelte CSI liegt für Cb-LIKE bei 0,36, für die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit nimmt er einen Wert von 0,39 an.

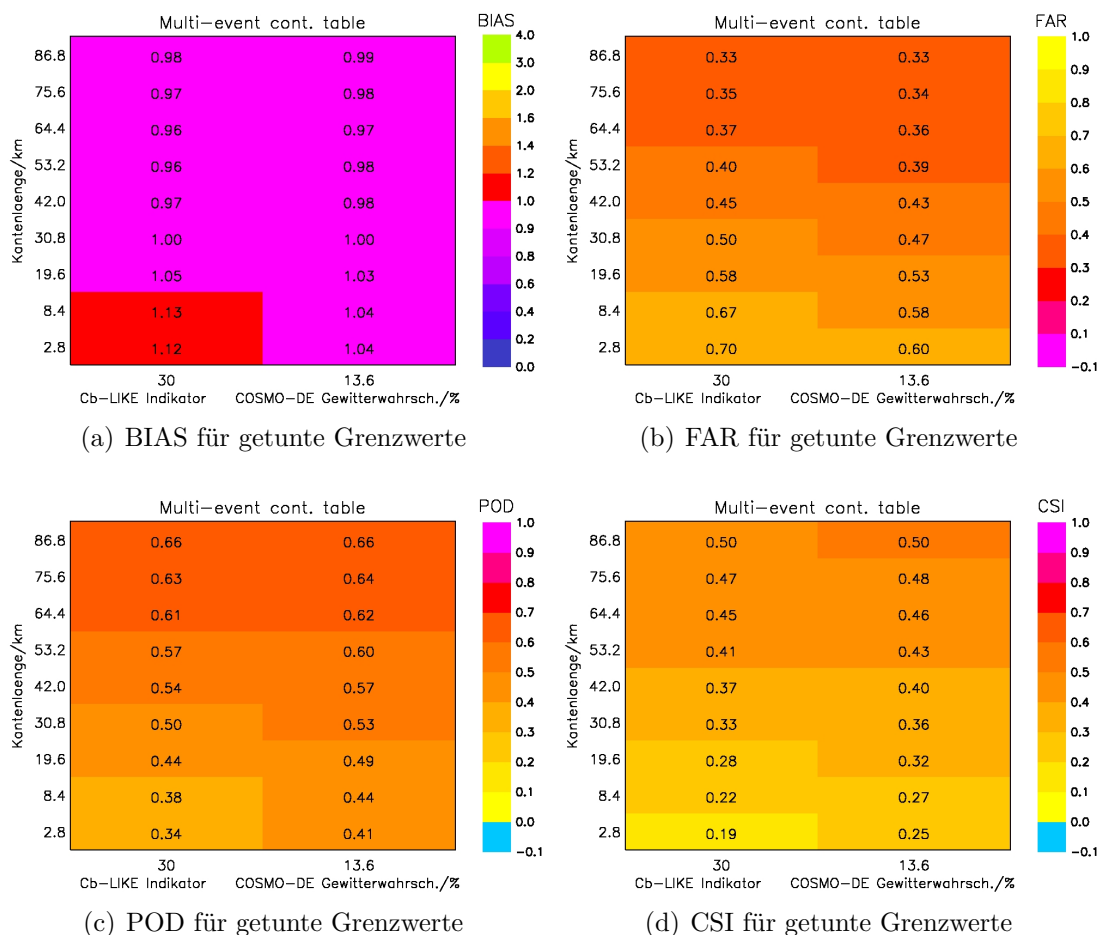


Abbildung 6.23.: Direkter Vergleich zwischen dem Cb-LIKE Indikator und der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit auf Basis der getunten Grenzwerte. Es werden alle vier Verifikationsgrößen (BIAS, FAR, POD, CSI) ausgewertet.

Für einen nahezu gleichen BIAS erzielt der Cb-LIKE Algorithmus, im Vergleich zur COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit, im Mittel leicht schlechtere Ergeb-

nisse in den drei anderen Verifikationsgrößen. Der neue Algorithmus weist dabei mehr Fehlalarme, weniger getroffene Rad-TRAM Beobachtungsobjekte und ein etwas schlechteres Verhältnis von korrekt vorhergesagten Ereignissen zu allen Ereignissen (Beobachtungen und Vorhersagen) auf. Wie bereits beim Vergleich mit dem synthetischen Radarfeld erklärt, gleichen sich die Ergebnisse für größere Umgebungen immer weiter an, bis beide Vorhersagefelder für die größte Umgebung die gleichen Werte bezüglich der POD, FAR und CSI aufweisen.

Der Vergleich zwischen Cb-LIKE und der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit zeigt also, für einen nahezu identischen BIAS, im Mittel über alle Umgebungen leicht schlechtere Werte für den neuen Algorithmus. Während allerdings für Cb-LIKE (Indikator = 30) und das synthetische Radarfeld (41 dBZ) zwei Grenzwerte verwendet wurden, die auch in einer realen Gewittervorhersage zum Einsatz kommen könnten, fiel die Gewitterwahrscheinlichkeit von 13,6 % sehr niedrig aus. Auch wenn sich dadurch der BIAS seinem Idealwert von 1 annähert, haben Gewitterprognosen auf der Basis dieses Grenzwertes für einen potentiellen Nutzer keinen großen Wert. Dies liegt daran, dass durch die niedrige Wahrscheinlichkeit von 13,6 % die Objekte aus dem Vorhersagefeld vermutlich sehr groß werden, was zu einer hohen Unsicherheit in der räumlichen Prognose führt. Ein potentieller Nutzer der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit würde also vermutlich einen größeren Wert wählen, um sich eine genauere Prognose möglicher Gewitterentwicklung mit dem COSMO-DE Modell ausgeben zu lassen. Zudem spricht eine Gewitterwahrscheinlichkeit von nur 13,6 % nicht unbedingt für die Entwicklung von Gewitterzellen. Ein Nutzer des COSMO-DE Modelloutputs wird also grundsätzlich eine höhere Wahrscheinlichkeit auswählen, um sich Gewittervorhersagen anzeigen zu lassen. Es wäre also an dieser Stelle interessant zu untersuchen, wie der Cb-LIKE Algorithmus im Vergleich mit der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit abschneidet, wenn für diese ebenfalls ein praxistauglicher Grenzwert zur Bestimmung der Vorhersageobjekte gewählt wird. Da für Cb-LIKE ein Indikator von 30 verwendet wurde, bietet sich für diesen Zweck eine Gewitterwahrscheinlichkeit von 30 % an. Dieser Vergleich wird in Abbildung 6.24 vorgestellt. Durch die Wahl des Grenzwertes von 30 % nimmt der BIAS der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit deutlich niedrigere Werte an. Im Mittel über alle Umgebungen liegt er mit 0,64 deutlich unter 1. Das mittlere Fehlalarmverhältnis der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit liegt in Abbildung 6.24 bei 0,44, und damit niedriger als für den Cb-LIKE Algorithmus (0,48). Interessanterweise nimmt trotz der Wahl eines deutlich höheren Wahrscheinlichkeitswertes zur Objektbildung (30 anstatt 13,6 %) das Verhältnis von „False Alarms“ zu „Hits“ nur um 0,01 ab. Für den Grenzwert von 13,6 % lag das mittlere Fehlalarmverhältnis bei 0,45. Obwohl für eine Gewitterwahrscheinlichkeit von 30 % deutlich mehr Gitterpunkte in der „Neighborhood“ die Schwellenwerte für Gewitterentwicklung überschreiten, wirkt sich dies nicht signifikant auf das Fehlalarmverhältnis aus. Für höhere COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeiten sind also weniger Gewitterobjekte vorhanden, die aber, nach dem Verständnis der „Neighborhood“-Methodik nach Theis et al. (2005), mehr für Gewitterentwicklung sprechen sollten. Trotzdem bleibt der Anteil an „False Alarms“ gegenüber „Hits“ nahezu gleich hoch. Dies steht im Gegensatz zum Cb-LIKE Algorithmus und dem synthetischen Radarfeld, da diese

beiden Vorhersagefelder für höhere Grenzwerte zur Objektbildung ein deutlich niedrigeres (besseres) Fehlalarmverhältnis aufweisen. Für die POD zeigen sich, gemittelt über alle Umgebungen, bessere Ergebnisse für den Cb-LIKE Algorithmus (0,52) im Vergleich zur COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit (0,36). Dies gilt auch für den CSI. Gemittelt über alle Umgebungen beträgt er 0,36 für Cb-LIKE aber nur 0,28 für die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit. Trotz eines höheren Fehlalarmverhältnisses (mehr Fehlalarme) zeigt Cb-LIKE ein besseres Gesamtverhältnis von „Hits“ zu „Misses“ und „False Alarms“. Zusammengefasst weist die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit für den, auf einen BIAS = 1 getunten Grenzwert die besseren Ergebnisse in den Verifikationsgrößen auf. Wird aber der Grenzwert so bestimmt (Indikator, Gewitterwahrscheinlichkeit), dass die resultierenden Vorhersageobjekte aus den beiden Vorhersagefeldern in einer realen Vorhersage für potentielle Nutzer verwendbar sind, zeigt der Cb-LIKE Algorithmus die besseren Ergebnisse.

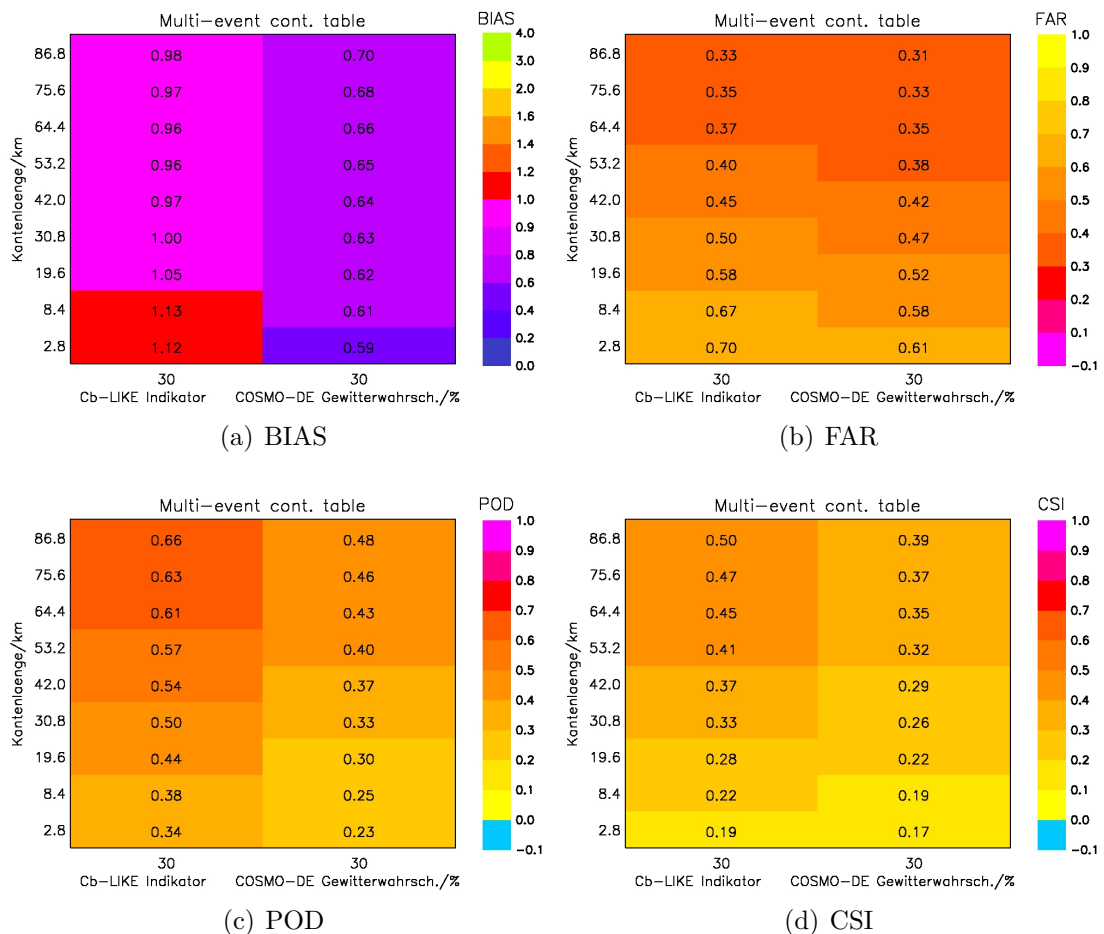


Abbildung 6.24.: Direkter Vergleich zwischen dem Cb-LIKE Indikator und der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit für einen Indikatorwert 30 und die Wahrscheinlichkeit von 30 %. Es werden alle vier Verifikationsgrößen (BIAS, FAR, POD, CSI) ausgewertet.

6.2.6. Fallbeispiel: Vergleich von Cb-LIKE mit der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit

Im nun folgenden Abschnitt soll ein Vergleich zwischen Cb-LIKE und der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit im Rahmen einer realen Gewittervorhersage gezeigt werden. Dafür wurde, wie in Kapitel 5.4, der 22.06.2011 ausgewählt, ein Tag mit hoher Gewitteraktivität am Nachmittag über Mitteleuropa. Die dazugehörige Großwetterlage ist in Abbildung 5.12 zu finden. Der verwendete COSMO-DE Modelllauf ist von 1200 UTC, die Prognosen der beiden Vorhersagefelder werden jeweils für 1400, 1600 und 1800 UTC in Abbildung 6.25 (linke Spalte: Cb-LIKE, rechte Spalte: COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit) gezeigt. Dies sind die zwei-, vier- und sechsständigen Vorhersagen. Die Rad-TRAM Daten (blaue Objekte) zeigen die aktuelle Gewittersituation zu den jeweiligen Vorhersagezeitpunkten. Um 1400 UTC sind größere Rad-TRAM Objekte an der schweizerisch-französischen Grenze, in Mittel- und Norddeutschland sowie in der Region um München zu erkennen. Während in Abbildung 6.25 (a) fast alle Objekte mit vorhergesagten Gewitterindikatoren von 50 bis über 70 aus Cb-LIKE sehr gut abgedeckt werden, ist die zweistündige COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeitsprognose in (b) deutlich schlechter. So werden die Rad-TRAM Objekte an der schweizerisch-französischen Grenze mit Wahrscheinlichkeiten $\geq 30\%$ überhaupt nicht vorhergesagt, aber auch für Mittel und Norddeutschland sowie die Region um München ist die Prognose im Vergleich zu Cb-LIKE deutlich ungenauer. Die höchsten vorhergesagten Gewitterwahrscheinlichkeiten sind dabei räumlich zu den beobachteten Rad-TRAM Objekten verschoben. Im Fall der vierständigen Prognosen für 1600 UTC in Abbildung 6.25 (c) und (d) fällt der Vergleich zwischen Cb-LIKE und der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit ähnlich aus. Insbesondere für die Rad-TRAM Objekte in der Nordschweiz und westlich/südwestlich von Berlin sind die Vorhersagen in (d) deutlich schlechter. Einzig die beobachtete Starkniederschlagszelle auf halbem Weg zwischen München und Wien wird mit beiden Vorhersagefeldern vergleichbar gut vorausgesagt. Die Auswertung der sechsständigen Prognosen für 1800 UTC zeigt ebenfalls bessere Ergebnisse für Cb-LIKE (e) im Vergleich zur COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit (f). So sind in (e) die Rad-TRAM Objekte um Berlin, Prag und westlich von Wien gut mit höheren Indikatoren abgedeckt, auch sind brauchbare Prognosen für die Starkniederschlagszellen im süddeutschen Raum vorhanden, wenn auch mit einem gewissen räumlichen Fehler. Im Gegensatz dazu fällt die sechsständige Vorhersage mit der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit in (f) signifikant schlechter aus. Nahezu keine der blauen Rad-TRAM Objekte werden mit Wahrscheinlichkeiten $\geq 30\%$ abgedeckt. Einzig die beiden kleinen Starkniederschlagszellen westlich von Hamburg werden mit der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit besser vorhergesagt als mit dem Cb-LIKE Algorithmus.

Für dieses reale Fallbeispiel weisen die Prognosen aus Cb-LIKE eine deutlich höhere Qualität im Vergleich zur COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit auf. Dies gilt besonders für die sechsständigen Prognosen (Abbildungen 6.25 (e) und (f)). In diesem Fall werden fast keine Rad-TRAM Objekte mit Gewitterwahr-

scheinlichkeiten ≥ 30 % abgedeckt. Aber auch für die zwei- und vierstündigen Vorhersagen weist der Cb-LIKE Algorithmus bessere Ergebnisse auf.

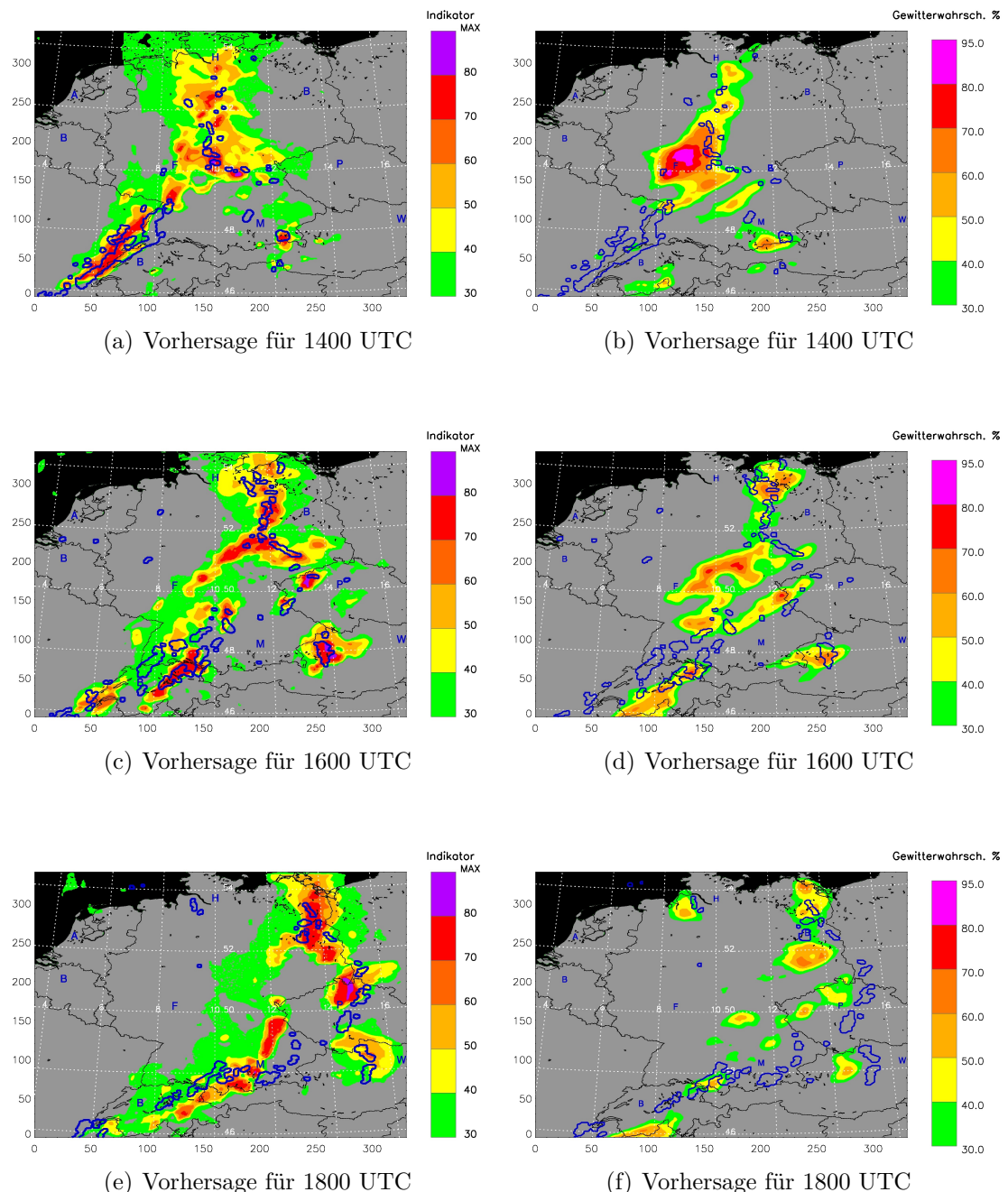


Abbildung 6.25.: Beispiel einer Gewittervorhersage mit Cb-LIKE (linke Spalte) und der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit (rechte Spalte) für den 22.06.2011. Es werden jeweils die zwei-, vier- und sechsstündigen Prognosen für 1400, 1600 und 1800 UTC gezeigt, der verwendete Modelllauf ist von 1200 UTC. Die farbigen Flächen repräsentieren die Vorhersagen, die Rad-TRAM Daten (blaue Objekte) zeigen die aktuelle Gewittersituation zu den jeweiligen Vorhersagezeitpunkten.

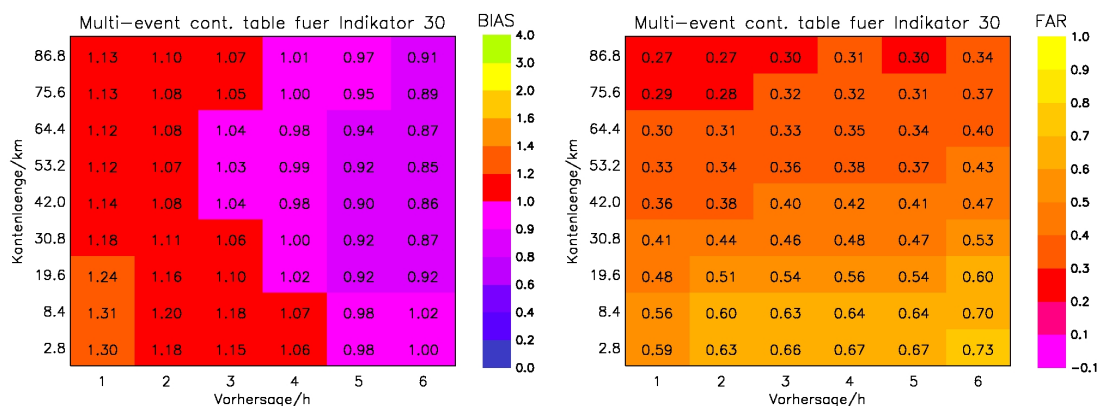
6.2.7. Differenzierte Betrachtung ein bis sechs Stunden Vorhersage

Die Verifikationsergebnisse in den vorherigen Abschnitten wurden über die ein- bis sechsstündigen Prognosen von jedem COSMO-DE Modelllauf für den gewählten Zeitraum der Sommerperiode 2012 gemittelt (vgl. Abschnitt 6.2.1). Es wäre nun interessant zu untersuchen, wie sich die Vorhersagequalität von Cb-LIKE bei einer differenzierten Auswertung der ein- bis sechsstündigen Vorhersagen des COSMO-DE Modells verhält. Die naheliegendste Vermutung ist, dass die Gewitterprognosen für längere Vorhersagezeiten im Durchschnitt immer unzuverlässiger werden. Diese Annahme wird anhand der Abbildung 6.26 für den Cb-LIKE Algorithmus untersucht. Sie enthält die Ergebnisse der vier Verifikationsgrößen für den Indikator von 30 in Kombination mit dem gesamten Umgebungsensemble. Die Resultate sind dabei zeitlich nicht gemittelt, sondern für die ein- bis sechsstündigen Vorhersagen differenziert dargestellt. Für die Berechnung der Ergebnisse wurde das Fuzzy-Logik System mit den sehr breiten Übergängen in seinen Zugehörigkeitsfunktionen verwendet. Zu beachten ist auch, dass alle Zeitschritte (0000, 0100, 0200, ... , 2300 UTC) innerhalb der Verifikation gleich oft vorkommen. Gewitter sind nachmittags und abends am wahrscheinlichsten, werden aber durch alle Vorhersageschritte (ein bis sechs Stunden) der COSMO-DE Modellläufe gleichermaßen dargestellt. Ein möglicher Unterschied zwischen den ein- bis sechsstündigen Prognosen beruht also nicht auf der Tatsache, dass bestimmte Vorhersageschritte (z.B. die sechsstündigen Prognosen) immer nur die für Gewitter ungünstigen Uhrzeiten abdecken.

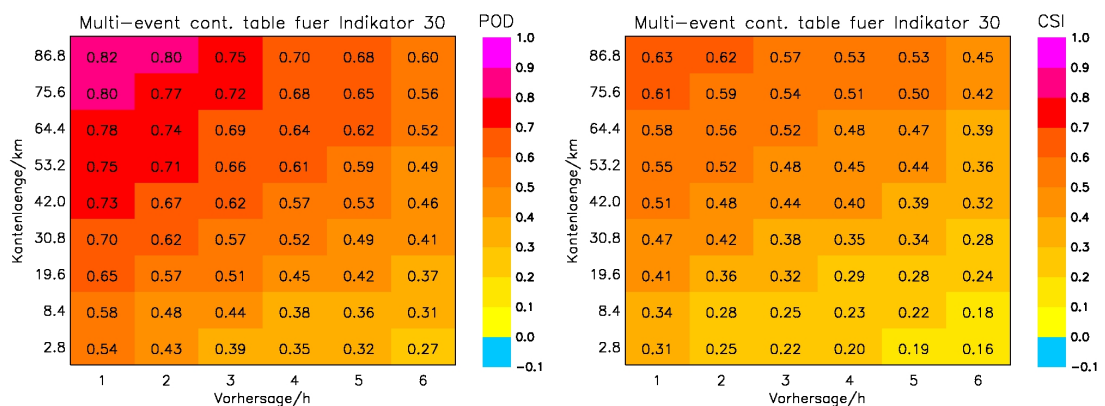
In Abbildung 6.26 (a) sind die Resultate für den BIAS dargestellt. Es zeigt sich an dieser Stelle, dass der Cb-LIKE Algorithmus mit zunehmender Vorhersagedauer immer weniger Vorhersageobjekte im Verhältnis zu Rad-TRAM Beobachtungsobjekten ausgibt. Gemittelt über das Umgebungsensemble liegt der BIAS für die einstündigen Prognosen bei 1,19, fällt aber für die sechsstündigen Vorhersagen auf 0,91 ab. Seinem idealen Wert von 1 kommt er mit 1,01 für vier Stunden nach Vorhersagebeginn am nächsten. Die kontinuierliche Abnahme des BIAS wirkt sich auch auf die drei anderen Verifikationsgrößen aus. Interessant ist dabei die Charakteristik des Fehlalarmverhältnisses in (b). Dieses steigt für längere Vorhersagezeiten konstant an, von 0,59 für die einstündigen Prognosen bis 0,73 für die sechsstündigen Vorhersagen bei Verwendung der kleinsten Umgebung. Diese Entwicklung ist im Prinzip ein Hinweis auf eine abnehmende Vorhersagegenauigkeit des Cb-LIKE Algorithmus, da sie auf eine zunehmende Zahl von Fehlalarmen bzw. weniger Treffer („hits“) hindeutet (vgl. Formel 6.1). Das Verhalten der POD (c) ist vergleichbar mit dem Fehlalarmverhältnis. Für längerfristige Prognosen nimmt sie deutlich kleinere Werte an. Liegt bei der einstündigen Vorhersage ihr über das Umgebungsensemble gemittelter Wert bei 0,71, fällt er für die sechsstündigen Prognosen auf 0,41 ab. Nach Formel 6.2 ist dies eine Folge von weniger „hits“ bzw. mehr „misses“. Der CSI (d) verzeichnet ebenfalls abnehmende Werte für längere Vorhersagezeiten. Liegt er, gemittelt über das Umgebungsensemble, für die einstündigen Vorhersagen bei 0,49, fällt er für die sechsstündigen

Prognosen bis auf 0,31 ab. Dies bedeutet weniger „hits“, mehr „misses“ und im Verhältnis dazu mehr „false alarms“ für längerfristige Prognosen mit Cb-LIKE (vgl. Formel 6.4).

Zusammengefasst lässt sich also festhalten, dass die differenzierte Betrachtung der ein- bis sechsstündigen Vorhersagen die erwarteten Resultate zeigt. Der BIAS nimmt für längerfristige Prognosen niedrigere Werte an, dies ist auf eine Abnahme der Zahl von Cb-LIKE Vorhersageobjekten zurückzuführen. Gleichzeitig wird das Fehlalarmverhältnis deutlich größer. Dies ist ein Hinweis auf eine schlechtere Vorhersagefähigkeit des Algorithmus (Zunahme der Fehlalarme bzw. Abnahme der Treffer). Auch verringern sich die POD und der CSI, was für weniger „hits“ und mehr „misses“ in den Cb-LIKE Vorhersagen spricht. Die Annahme, dass längerfristige Vorhersagen unzuverlässiger werden, konnte also mit den gezeigten Resultaten bestätigt werden.



(a) BIAS für ein bis sechs Stunden Vorhersage (b) FAR für ein bis sechs Stunden Vorhersage



(c) POD für ein bis sechs Stunden Vorhersage (d) CSI für ein bis sechs Stunden Vorhersage

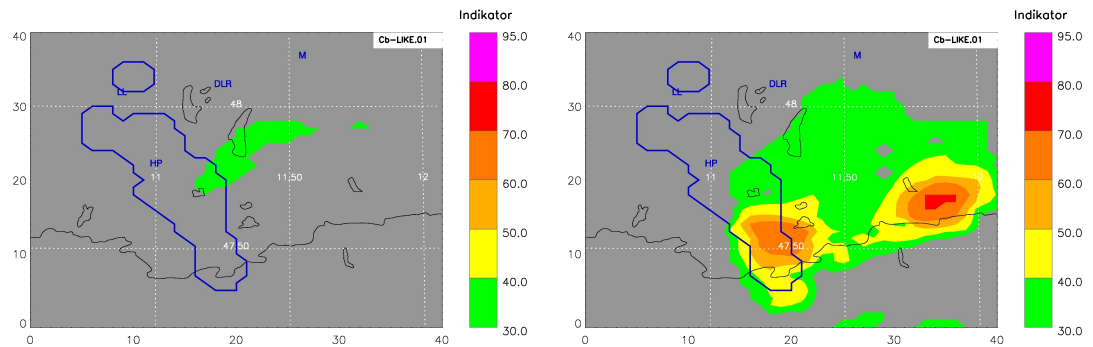
Abbildung 6.26.: Die Abbildungen zeigen die differenzierte Betrachtung der ein- bis sechsstündigen Vorhersagen für den Cb-LIKE Algorithmus. Verwendet wurden die Ergebnisse aus dem Tuning des BIAS, also ein Indikator von 30 als Grenzwert sowie das neue Fuzzy-Logik System mit den sehr breiten Übergängen in den Zugehörigkeitsfunktionen.

6.2.8. Best-Member-Selection

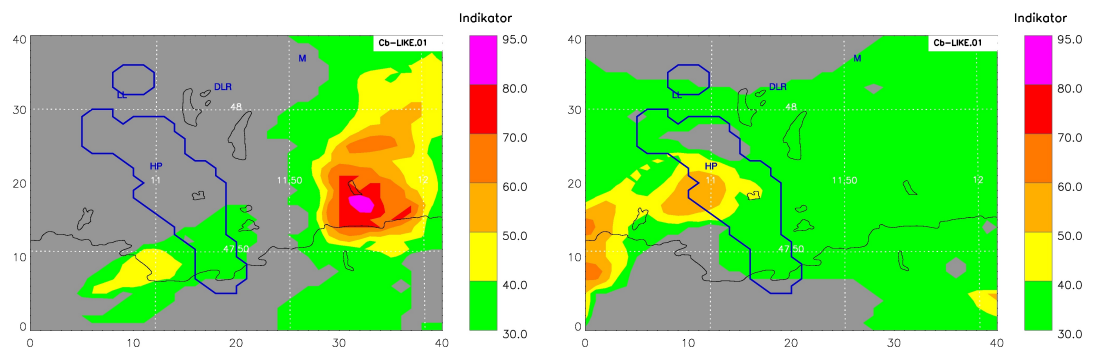
In diesem Teilabschnitt der Verifikation soll überprüft werden, wie sich die „Best-Member-Selection“, vorgestellt in Kapitel 5.3, auf die Vorhersagefähigkeit des Cb-LIKE Algorithmus auswirkt. Da man nicht davon ausgehen kann, dass der jüngste Modelllauf die aktuelle Wettersituation immer am passendsten abbildet und damit die beste Datengrundlage für das Fuzzy-Logik System bietet, müsste die Auswahl des besten Members aus einem Ensemble von Modellläufen eine positive Auswirkung auf die Vorhersagegenauigkeit von Cb-LIKE haben. Dies sollte sich auch in den Verifikationsgrößen niederschlagen.

Ein regionales Beispiel in Abbildung 6.27 zeigt zuerst, wie groß die Unterschiede in der Vorhersage zwischen den verschiedenen Modellläufen ausfallen können und dass die Wahl des besten Laufes Vorteile in der Prognose von Gewitterzellen mit sich bringen kann. Auf den folgenden fünf Bildern wird jeweils für den 05.08.2012 die aktuelle Gewittersituation im bayrischen Voralpenland und Teilen von Österreich um 1500 UTC durch blaue Rad-TRAM Objekte dargestellt. Insgesamt sind zwei detektierte Starkniederschlagszellen südwestlich von München sichtbar. Gleichzeitig sind die Vorhersagen aus dem Cb-LIKE Algorithmus als farbige Flächen für die letzten fünf verfügbaren Modellläufe dargestellt, von 1200 UTC (a) bis 0000 UTC (e) in dreistündigen Intervallen. Gut zu erkennen ist nun an dieser Stelle, dass nicht immer der jüngste Modelllauf die beste Prognose bietet. So ist in Abbildung 6.27 (a) kein Gewitterindikator größer als 30 sichtbar, die dreistündige Prognose aus dem Modelllauf von 1200 UTC gibt also nur einen eher schwachen Hinweis auf die beobachtete Gewitteraktivität um 1500 UTC. Dagegen werden mit dem Modelllauf von 0900 UTC (b) zwei größere Gebiete mit höheren Gewitterindikatoren angezeigt, eines davon weist eine gleichmäßige Übereinstimmung mit dem großen Rad-TRAM Objekt südwestlich von München auf. Die sechsstündigen Prognosen mit dem eins älteren Lauf geben also einen deutlichen Hinweis auf die beobachtete Gewitteraktivität um 1500 UTC und bilden dessen räumliche Lage auch zum Teil richtig ab. In den Abbildungen (c) und (e), die die Vorhersagen mit den Modellläufen von 0600 und 0000 UTC zeigen, sind ebenfalls wieder deutliche Hinweise auf die Gewitteraktivität zu erkennen. Die neun- und fünfzehnständigen Prognosen weisen dabei jeweils eine größere Fläche mit Gewitterindikatoren größer 60 auf, welche in beiden Fällen östlich des großen Rad-TRAM Objekts liegen. Die Vorhersagen sind also räumlich etwas verschoben und weisen keine gleichmäßige Übereinstimmung mit der beobachteten Starkniederschlagszelle um 1500 UTC auf. In Abbildung 6.27 (d) sind die Prognosen des COSMO-DE Laufes von 0300 UTC dargestellt. Die zwölfständigen Vorhersagen mit diesem Modelllauf geben ebenfalls einen deutlichen Hinweis auf die Gewitteraktivität um 1500 UTC. Es sind dabei zwei größere Flächen mit Indikatoren größer/gleich 50 vorhanden, die auch teilweise räumlich mit dem beobachteten Rad-TRAM Objekt übereinstimmen. An diesem Beispiel wird also sichtbar, dass der jüngste Modelllauf, in diesem Fall von 1200 UTC, nicht immer die beste Datengrundlage zur Berechnung der Gewittervorhersagen zur Verfügung stellt. Eine Anwendung der „Best-Member-Selection“ würde also in diesem Fall

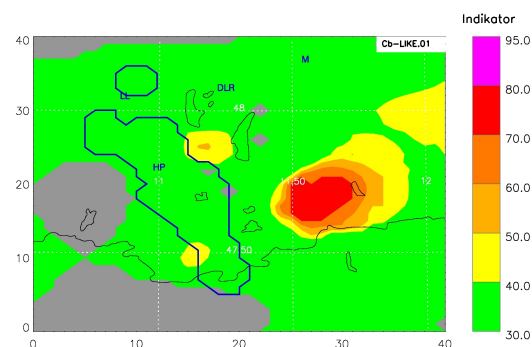
eine Verbesserung der Vorhersagegenauigkeit des Cb-LIKE Algorithmus bieten.



(a) Vorhersage des Modelllaufes von 1200 UTC (b) Vorhersage des Modelllaufes von 0900 UTC



(c) Vorhersage des Modelllaufes von 0600 UTC (d) Vorhersage des Modelllaufes von 0300 UTC



(e) Vorhersage des Modelllaufes von 0000 UTC

Abbildung 6.27.: Beispiel für eine Vorhersage mit dem Cb-LIKE Algorithmus in Abhängigkeit vom gewählten Modelllauf für den 05.08.2012. Gezeigt ist ein kleiner Modellausschnitt der aktuellen Wettersituation um 1500 UTC im bayrischen Voralpenland. Blaue Rad-TRAM Objekte zeigen die aktuellen Starkniederschlagszellen an. Die Gewittervorhersagen der letzten fünf Modellläufe (1200 UTC (a) bis 0000 UTC (e)) sind als farbige Konturflächen dargestellt.

In der nun folgenden Abbildung 6.28 sollen die Auswirkungen der „Best-Member-Selection“ auf die Vorhersagequalität des Cb-LIKE Algorithmus gezeigt werden. Die Ergebnisse für die vier Verifikationsgrößen wurden dabei mit den Einstellungen aus Kapitel 6.2.1 berechnet, verwendet wurde also an dieser Stelle der Indikator 30 zur Objektbildung sowie das Fuzzy-Logik System aus dem erfolgreichen Tuning des BIAS (siehe Abschnitt 6.2.4). Dies ermöglicht einen sinnvollen Vergleich mit den vorherigen Verifikationsergebnissen. Für die Anwendung der „Best-Member-Selection“ wurde für jeden Tag der Sommerperiode 2012 ein Abgleich zwischen Rad-TRAM Objekten und synthetischen Radarobjekten zu den Zeitpunkten um 0100 bis 2200 UTC in dreistündigen Intervallen durchgeführt, um für diese acht Zeiten jeweils den am besten passenden Modelllauf zu finden. Mit diesem werden dann die ein- bis sechsständigen Cb-LIKE Vorhersagen berechnet und verifiziert. So stehen zum Beispiel für den Zeitpunkt um 1300 UTC die Modellläufe von 1200, 0900, 0600, 0300 und 0000 UTC für die „Best-Member-Selection“ zur Auswahl. Durch die Wahl der Zeitpunkte von 0100 bis 2200 UTC in dreistündigen Intervallen für den Objektvergleich ist sichergestellt, dass die anschließenden Cb-LIKE Vorhersagen für die gleichen Uhrzeiten berechnet und verifiziert werden wie in den vorherigen Teilkapiteln. Somit ist ein sinnvoller Vergleich mit den Verifikationsergebnissen ohne „Best-Member-Selection“ (vgl. Abschnitt 6.2.2) möglich. Es wurde dabei bewusst auf einen stündlichen Abgleich zwischen Prognose und Beobachtung verzichtet, da der Modelloutput nur in dreistündigen Intervallen vorliegt und ein stündlicher Objektvergleich für Zeitpunkte zwischen zwei Modellläufen nach Erfahrung in den meisten Fällen keinen Mehrwert für die Cb-LIKE Vorhersagen bietet. Wird zum Beispiel um 1300 UTC der Modelllauf von 1200 UTC als am besten passend identifiziert, kann in den meisten Fällen davon ausgegangen werden, dass bei einem Objektvergleich um 1400 UTC und 1500 UTC der gleiche Lauf ausgewählt wird, da die älteren verfügbaren Modellläufe die aktuelle Wettersituation nicht plötzlich besser abbilden. Für 1600 UTC kann dann schließlich der Modelllauf von 1500 UTC berücksichtigt werden, was einen erneuten Objektvergleich nach drei Stunden sinnvoll erscheinen lässt.

In Abbildung 6.28 sind die Ergebnisse aus der gesamten Verifikation für den BIAS dargestellt. Zur Unterscheidung zwischen den verschiedenen Modi der „Best-Member-Selection“ ist die x-Achse in fünf verschiedene Spalten aufgeteilt. In Spalte 0 sind die Ergebnisse aus der Verifikation ohne „Best-Member-Selection“ zu finden, in den Spalten eins bis vier die Resultate für die Anwendung der verschiedenen Modi wie in Kapitel 5.3 beschrieben. Für den BIAS (a) ist auffällig, dass er bei Anwendung der „Best-Member-Selection“ durchgehend niedrigere Werte annimmt als ohne. Dies gilt für das gesamte Umgebungsensemble. Die Auswahl des am besten passenden Modelllaufes scheint sich also auf die Anzahl der Cb-LIKE Objekte auszuwirken. Da der BIAS abnimmt, werden also für die Modi 1 bis 4 der „Best-Member-Selection“ weniger Vorhersageobjekte mit Cb-LIKE ausgegeben. Die Ergebnisse für das Fehlalarmverhältnis (b) zeigen dagegen kaum eine Veränderung bei Anwendung der „Best-Member-Selection“. Für alle fünf Spalten liegen die Werte bei der kleinsten Umgebung zwischen 0,69 und 0,70. Auch für größere Kantenlängen des Umgebungsensembles bleiben die Unterschiede zwischen den Ergebnissen ohne und mit Anwendung der „Best-Member-Selection“

marginal. Für die POD (c) sind dagegen kleinere Unterschiede zu erkennen. Die Werte liegen dabei für die kleinste Kantenlänge zwischen 0,34 ohne und 0,32 bis 0,30 mit Anwendung der „Best-Member-Selection“. Das niedrigste Ergebnis von 0,30 wird dabei mit den Modi 3 und 4 berechnet. Die Anwendung der „Best-Member-Selection“ hat also leicht schlechtere Werte der POD zur Folge. Dies gilt für das komplette Umgebungsensemble. Für den CSI (d) zeigen sich dagegen wieder kaum Unterschiede in den Ergebnissen. Für alle fünf Spalten liegen die Werte für die kleinste Umgebung bei 0,19 bis 0,18, für größere Kantenlängen aus dem Umgebungsensemble werden die Abstände etwas größer. Im Vergleich zu den Verifikationsergebnissen ohne „Best-Member-Selection“ liefern dabei die Modi 1 und 2 die besten Resultate.

Zusammengefasst lässt sich also festhalten, dass der BIAS die größten Unterschiede bei Anwendung der „Best-Member-Selection“ zeigt. So sind die Ergebnisse ohne Auswahl des besten Modelllaufes am höchsten, für die vier Modi der Memberauswahl sind deutlich niedrigere Werte zu verzeichnen. Die Anwendung der „Best-Member-Selection“ hat also eine geringere Anzahl von Vorhersageobjekten aus Cb-LIKE zur Folge. Auch für die POD können unterschiedliche Ergebnisse beobachtet werden. So sind die Resultate ohne Auswahl des besten Members für das gesamte Umgebungsensemble etwas besser (höher). Dies könnte am kleineren BIAS für die vier Modi der „Best-Member-Selection“ liegen. Durch die geringere Anzahl an Vorhersageobjekten sinkt die Wahrscheinlichkeit ein Rad-TRAM Objekt zu treffen etwas ab (weniger „hits“), was eine kleinere POD zur Folge hat. Vernachlässigbar klein sind dagegen die Unterschiede für das Fehlalarmverhältnis. Obwohl die vier Modi der „Best-Member-Selection“ einen deutlich kleineren BIAS aufweisen, unterscheiden sich die FAR-Resultate kaum von den Ergebnissen aus der Verifikation ohne Auswahl des besten Modelllaufes. Dies ist ungewöhnlich, da ein kleinerer BIAS weniger Vorhersageobjekte bedeutet, was normalerweise zu weniger Fehlalarmen und damit zu einem kleineren Fehlalarmverhältnis führt. Dies ist in den hier vorliegenden Ergebnissen aber nicht der Fall, da bei Auswahl des am besten passenden Modelllaufes anscheinend gleich viele Fehlalarme wie Treffer wegfallen, was sich in dem konstanten Fehlalarmverhältnis über alle fünf Spalten der Abbildung 6.28 (b) zeigt. Die leicht schlechteren Ergebnisse des CSI im Vergleich zur Verifikation ohne „Best-Member-Selection“ sind eine Folge der abnehmenden Anzahl an Treffern, was zu mehr „misses“ führen muss. Dadurch nimmt der CSI ab (vgl. Formel 6.4). Die Unterschiede zwischen Anwendung der „Best-Member-Selection“ und ohne sind bei der kleinsten Kantenlänge allerdings marginal, die Werte bewegen sich in einem Bereich von 0,19 bis 0,18. Erst für größere Umgebungen werden die Abstände deutlich größer, fallen aber doch geringer aus als im Vergleich zur POD.

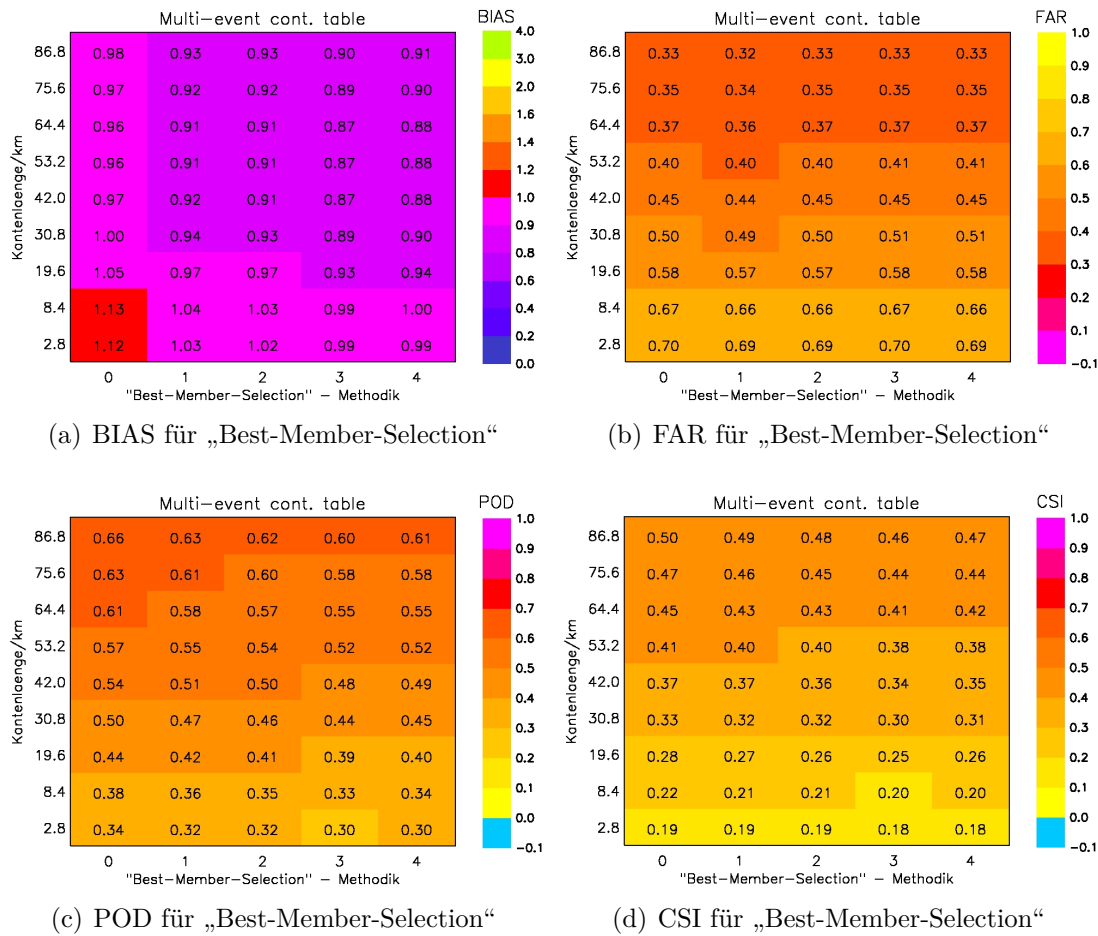


Abbildung 6.28.: In den vier Tabellen sind die Ergebnisse aus der gesamten Verifikation dargestellt. Die berechneten Verifikationsgrößen sind der BIAS, FAR, POD und CSI. Der verwendete Indikator ist 30. Die Ergebnisse sind auf der x-Achse in fünf verschiedenen Spalten (0 bis 4) angeordnet. 0 = Berechnung ohne Anwendung der „Best-Member-Selection“, 1 = Objektvergleich, 2 = Gitterpunktvergleich, 3 = Objektverhältnis und 4 = Gitterpunktverhältnis. Die vier Methoden der „Best-Member-Selection“ werden in Kapitel 5.3 beschrieben.

Dass die Verifikationsgrößen mit „Best-Member-Selection“ etwas schlechtere Resultate aufweisen als ohne Anwendung selbiger, ist wahrscheinlich eine Folge der verwendeten Modelldomain von 409.248 km^2 . Dadurch beschränkt sich der Objektvergleich zwischen Beobachtung und Vorhersage nicht auf kleine, eher regional begrenzte Gewittersituationen. Es könnte zum Beispiel passieren, dass ein älterer Modelllauf eine Gewitteraktivität am Alpenrand sehr gut abbildet und damit für die Berechnung der Gewitterprognosen mit Cb-LIKE ausgewählt wird. Falls sich aber die Gewittersituation in Südbayern in den nächsten ein bis zwei Stunden nach Prognosebeginn abschwächt, sich gleichzeitig aber neue Gewitterzellen in Norddeutschland bilden, könnte nun etwa ein jüngerer Modelllauf besser passende Daten für die Gewittervorhersagen zur Verfügung stellen. Da die „Best-Member-Selection“ aber nur alle drei Stunden neu gestartet wird, findet der nun besser passende Modelllauf nicht sofort Anwendung in Cb-LIKE. Aufgrund dieser

Problematik kann es in der vorliegenden Verifikation über den langen Zeitraum von 122 Tagen passieren, dass die Ergebnisse in den Verifikationsgrößen mit Anwendung der „Best-Member-Selection“ etwas schlechter ausfallen als die Resultate ohne Auswahl des am besten passenden Modelllaufes. Eine Lösung dieses Problems für sehr große Vorhersagegebiete könnte eine stündliche Aktualisierungsrate und Anwendung der „Best-Member-Selection“ sein. Für kleinere, regionalere Gebiete sollte dagegen die dreistündige Aktualisierungsrate ausreichen, da sich die Wettersituation innerhalb von kurzen Zeiträumen nicht völlig ändern wird, so dass plötzlich ein anderer Modelllauf entscheidend bessere Prognosen bietet. Somit liegt der Vorteil der „Best-Member-Selection“ eher auf der regionalen Ebene (z.B. Flughafenumgebung) bei der Suche nach der besten Vorhersage einzelner Gewitterzellen (siehe Fallbeispiel in Abb. 6.27).

6.2.9. Fuzzy-Input Sets als komplementäre Mengen

Im nun folgenden Abschnitt soll die Frage untersucht werden, wie sich die Vorhersagen des Cb-LIKE Algorithmus verändern, wenn im bisher verwendeten Fuzzy-Logik System auf die Fuzzifizierung der scharfen Eingangsparameter in unscharfe Mengen verzichtet wird. Zu diesem Zweck wurde die komplette Verifikation einmal mit komplementären Input Sets gerechnet, wie im Anhang unter Punkt E.13 dargestellt. Die Zugehörigkeitsfunktionen weisen keine Überschneidungen mehr untereinander auf, die Eingangsdaten können also nur jeweils einem einzigen Input Set gleichzeitig zugeordnet werden. Aussagen über die Eingangsparameter können damit nur als falsch oder richtig („0“ oder „1“) klassifiziert werden. Damit entfällt die Art des „menschlichen Denkens“ aus Cb-LIKE, da die Einteilung eines Parameters in klassische, komplementäre Mengen mit starren Grenzen nicht unserer Natur entspricht. Es macht aus menschlicher Sicht keinen Sinn, dass zum Beispiel ein Wert von $\text{CAPE} = 500 \text{ J/kg}$ ausschließlich gegen Gewitterentwicklung spricht, 501 J/kg aber dafür.

Wie bereits im Abschnitt über das Tuning des BIAS erwähnt, führen schmälere Übergangsbereiche in den Input Sets zu einer inhomogeneren Verteilung des Cb-LIKE Indikators über seinen Wertebereich. Wenn die Zugehörigkeitsfunktionen sich nicht mehr überschneiden, dann beschränkt sich die Ausgabe des Indikators auf die Mittelwerte der fünf Output Sets (11,66, 30, 50, 70 und 88,33). Dies liegt daran, dass aufgrund der fehlenden Übergangsbereiche nur genau eines der komplementären Input Sets („niedrig“, „moderat“, „hoch“) der vier Eingangsparameter jeweils einen Zugehörigkeitsgrad von 1 zugewiesen bekommt, die anderen dagegen einen Grad von 0. Da sich aber die Stärke der „if...then“ Bedingungsregeln aus dem minimalen Zugehörigkeitsgrad der verschiedenen „if“-Anteile ergibt, kann in diesem Fall aus dem gesamten Regelwerk (81 Regeln) nur eine einzige Regel mit 1 bewertet werden. Die restlichen 80 Regeln weisen alle eine Stärke von 0 auf. Welche Regel aus dem Regelwerk mit 1 bewertet wird, hängt dabei von den Werten der Eingangsparameter ab. Als Folge dessen erhält nur eines der fünf Fuzzy-Output Sets einen Zugehörigkeitsgrad von 1, während die anderen vier einen Grad von 0 aufweisen. Dies bedeutet, dass der Cb-LIKE Indikator

immer genau dem Mittelwert des Output-Sets entspricht, welches aktuell mit 1 gewichtet ist. Dadurch ist der Output von Cb-LIKE auf die schon erwähnten fünf Mittelwerte der Output Sets beschränkt. Zwischenwerte, die zu einer homogenen Verteilung des Indikators führen, können mit komplementären Input Sets nicht berechnet werden.

Die Folgen der komplementären Input Sets auf die Ergebnisse der Verifikation sind in Abbildung 6.29 zu sehen. So werden für den BIAS bei Betrachtung einer einzigen Umgebungsgröße insgesamt nur jeweils vier unterschiedliche Ergebnisse für die sieben verschiedenen Grenzwerte ausgegeben. Dies gilt auch für die drei anderen Verifikationsgrößen. Bei der Verwendung von komplementären Mengen erhält man also nicht nur eine inhomogenere Verteilung des Indikators über seinen Wertebereich von 11,66 bis 88,33, sondern auch in den Ergebnissen der Verifikation.

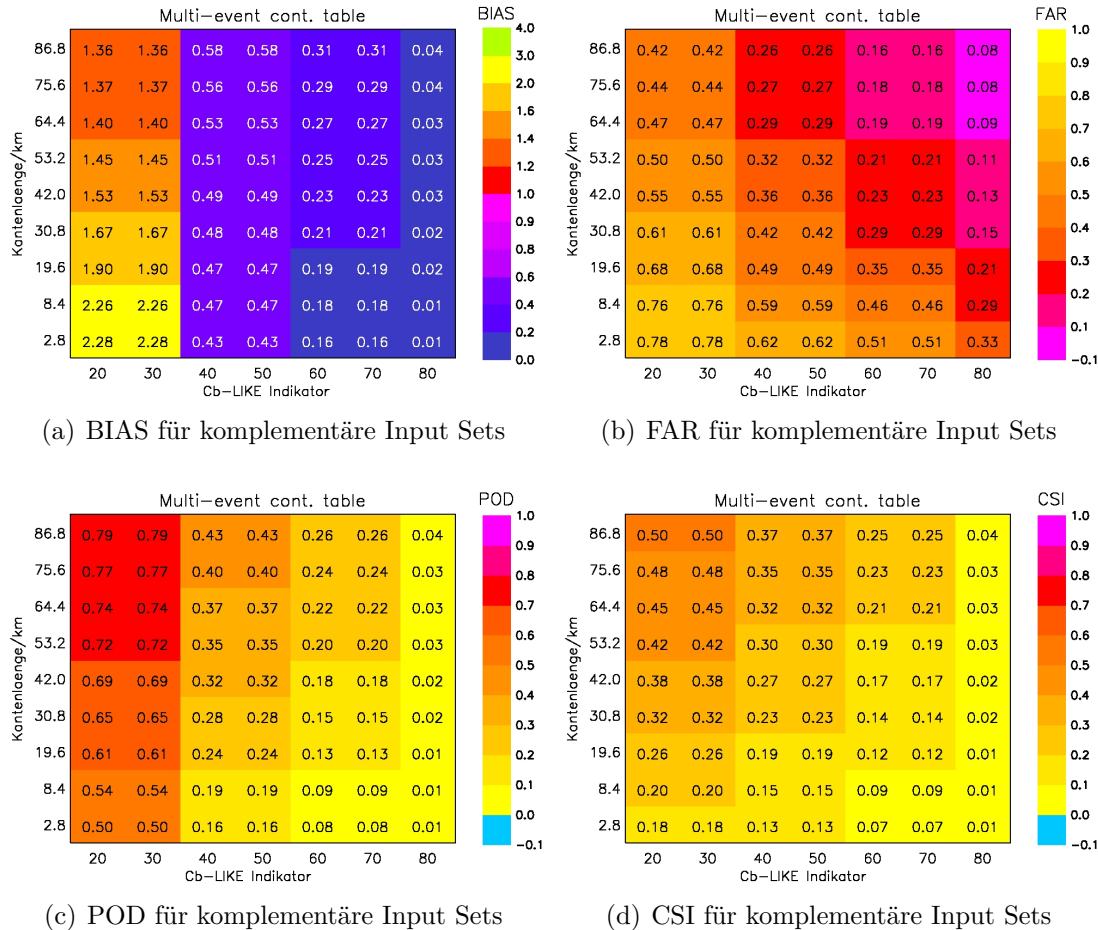


Abbildung 6.29.: Auswertung der vier Verifikationsgrößen BIAS, FAR, POD und CSI für komplementäre Mengen als Input Sets.

Diese erlaubt damit keine vernünftige Interpretation der Vorhersagen des Cb-LIKE Algorithmus. So lässt sich zum einen der BIAS nicht auf 1 tunen, ein sinnvoller Vergleich mit dem synthetischen Radarfeld oder der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit ist damit nicht möglich. Auch lässt sich die generelle

Vorhersagequalität des Cb-LIKE Algorithmus nur eingeschränkt beurteilen, da verschiedene Skalen (Grenzwerte + Umgebungen) teilweise die gleichen Ergebnisse aufweisen und die Unterschiede zwischen den einzelnen Grenzwert- und Umgebungskombinationen sehr groß sind. Man ist also eingeschränkt in der Aus- bzw. Bewertung des Cb-LIKE Algorithmus. Zusammengefasst kann man also festhalten, dass die Verwendung der Fuzzy-Logik und damit insbesondere intermediärer Input Sets mit großen Übergangsbereichen zwischen den Zugehörigkeitsfunktionen eine deutlich homogenere Verteilung der Vorhersageobjekte in Abhängigkeit des Indikators mit sich bringt. Dies ermöglicht eine umfassende Bewertung des neuen Algorithmus für viele verschiedene Skalen (Grenzwerte, Umgebungen), um am Ende die Skala zu finden, für die Cb-LIKE die besten Prognosen bietet. Die intermediären Input Sets wirken sich auch positiv auf die Verifikation aus. Durch eine homogenere Verteilung der Ergebnisse ist es möglich, Cb-LIKE mit anderen Vorhersagefeldern (synth. Radarfeld und COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit) sinnvoll zu vergleichen (Stichwort BIAS Tuning), um die Vorhersagequalität des neuen Algorithmus besser beurteilen zu können.

6.2.10. Sensitivitätsstudie

Im letzten Abschnitt der Verifikation soll nun überprüft werden, wie sich der Cb-LIKE Algorithmus für unterschiedliche Parametergewichtungen im Regelwerk sowie für Input Sets mit verschieden großen Übergangsbereichen zwischen den Zugehörigkeitsfunktionen verhält. Die komplette Liste ist in Tabelle 6.6 zu finden. So wird auf der Seite der Parametergewichtungen der Cb-LIKE Algorithmus jeweils mit doppelten und halb gewichteten Eingangsparametern getestet. Dazu wird die Größe g_i in Formel 5.1 für den jeweiligen Parameter entsprechend verdoppelt oder halbiert. Für die Fuzzy-Input Sets werden dagegen unterschiedlich große Übergangsbereiche verwendet, die dazugehörigen Abbildungen (außer der Standardeinstellung, siehe Kapitel 5.2.1) sind im Anhang unter E.9 für breite, E.10 für extra breite, E.11 für schmale, E.12 für extra schmale und E.13 für nicht vorhandene Übergänge zu finden. Da alle Kombinationen ausgeschöpft werden, stehen am Ende insgesamt 54 verschiedene Einstellungen für die Auswertung zur Verfügung.

Parametergewichtung	Übergänge Input Sets
Standard	Normal/Breit/Schmal
2x CAPE, OMEGA, CTT, Radar	extra Breit/Schmal
0,5x CAPE, OMEGA, CTT, Radar	Nicht-Fuzzy

Tabelle 6.6.: Übersicht über die verwendeten Parametergewichtungen und verschiedenen Input Sets für die Sensitivitätsstudie. Die Verwendung aller Kombinationen führt am Ende zu insgesamt 54 unterschiedlichen Einstellungen des Cb-LIKE Algorithmus für die Verifikation.

In Abbildung 6.30 sind die Ergebnisse der vier Verifikationsgrößen aller 54 Einstellungen des Cb-LIKE Algorithmus abgebildet. Für die Berechnung wurde

jeweils der Gewitterindikator von 30 verwendet. Auf der Ordinate sind die unterschiedlichen Kantenlängen aus dem Umgebungsensemble aufgetragen, auf der Abszisse der entsprechende Wertebereich der jeweiligen Verifikationsgröße. Die hellblaue Linie zeigt in allen vier Abbildungen die Ergebnisse für die Einstellung des Cb-LIKE Algorithmus aus dem Kapitel 6.2.4 mit dem BIAS-Tuning an. Dies ist das Fuzzy-Logik System mit den extra breiten Übergängen in den Fuzzy-Input Sets und einer Gewichtung von 1 für alle vier Eingangsparameter. Die grüne Kurve zeigt das beste Ergebnis für die jeweilige Verifikationsgröße an, die rote das schlechteste.

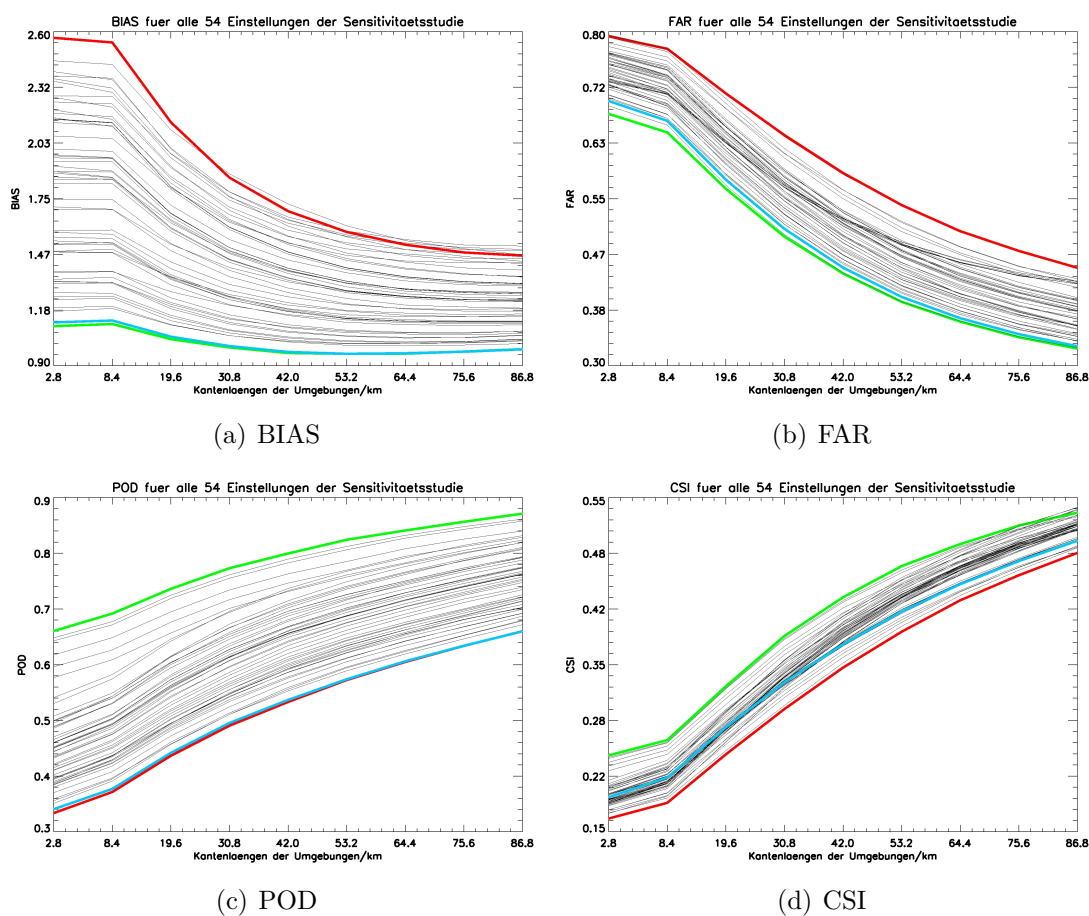


Abbildung 6.30.: Die Abbildungen zeigen die Ergebnisse für die 54 Einstellungen der Sensitivitätsstudie für die vier Verifikationsgrößen BIAS, FAR, POD und CSI. Auf der Ordinate ist die Kantenlänge der Umgebungen aufgetragen, auf der Abszisse der Wertebereich für die jeweilige Verifikationsgröße. Der verwendete Cb-LIKE Indikator für alle Einstellungen ist 30. Die hellblaue Linie zeigt die Ergebnisse für die Standardeinstellung mit den extra breiten Übergängen an, die rote die schlechteste und die grüne die beste Einstellung. Weitere Informationen befinden sich im Text.

In Abbildung 6.30 (a) sind die Ergebnisse für den BIAS dargestellt. Für die kleinste Kantenlänge des Umgebungsensembles nimmt dieser Werte von ca. 1,1 bis 2,6 an. Für größere Umgebungen wird diese Streuung aber geringer. Das Fuzzy-Logik System, welches das niedrigste Ergebnis des BIAS verursacht (grüne

Kurve), hat eine Gewichtung von 0,5 für die Temperatur an der Wolkenobergrenze sowie Input Sets mit extra breiten Übergängen. Die höchsten BIAS-Werte (rote Kurve) ergeben sich aus einer doppelten Wichtung für das synthetische Radarsignal und komplementären Input Sets. Für das Fehlalarmverhältnis ist ebenfalls ein deutlicher Unterschied zwischen den einzelnen Einstellungen zu erkennen. Für die kleinste Umgebung mit der Kantenlänge von 2,8 km decken die Resultate einen Wertebereich von 0,68 bis 0,80 ab. Die Werte sinken dabei für die größte Umgebung des Ensembles auf 0,32 bis 0,45. Eine doppelte Gewichtung des Vertikalwindes Omega in Kombination mit komplementären Input Sets liefert das beste Resultat (grüne Kurve), das schlechteste (rote Kurve) ergibt sich aus einer zweifachen Wichtung von CAPE sowie Input Sets mit extra breiten Übergängen. Für die POD zeigt sich ebenfalls eine breite Streuung in den Ergebnissen. Für die kleinste Kantenlänge von 2,8 km wird dabei ungefähr ein Bereich von 0,32 bis 0,66 abgedeckt, für die maximal große Umgebung nimmt sie Werte von 0,66 bis 0,87 an. Das im Mittel beste Ergebnis wird hier mit einer doppelten Gewichtung der Temperatur an der Wolkenobergrenze sowie komplementären Input Sets erreicht (grüne Kurve), das schlechteste (rote Kurve) mit einer halben Wichtung der Temperatur an der Wolkenobergrenze und den Input Sets mit extra breiten Überlappungsbereichen. Der CSI zeigt die geringste Streuung aller vier Verifikationsgrößen. Für die kleinste Kantenlänge deckt dieser einen Wertebereich von 0,15 bis 0,24 ab, für die größte Umgebung steigt er auf ca. 0,48 bis 0,54 an. Das beste Ergebnis wird für die doppelte Gewichtung der Temperatur an der Wolkenobergrenze und komplementären Input Sets erreicht (grüne Kurve), das schlechteste (rote Kurve) für eine zweifache Wichtung des Vertikalwindes Omega und Input Sets mit extra schmalen Übergangsbereichen.

Wie in der Abbildung 6.30 gezeigt und gerade beschrieben, nehmen die vier Verifikationsgrößen für unterschiedliche Einstellungen des Fuzzy-Logik Systems eine große Spannweite von verschiedenen Ergebnissen an. Die Unterschiede zwischen der roten und grünen Kurve, dem schlechtesten und besten Resultat, zeigen, dass die Vorhersagequalität des Cb-LIKE Algorithmus von unterschiedlichen Input-Sets und Parametergewichtungen abhängig ist. Die Vorhersagen lassen sich also mit verschiedenen Einstellungen des Fuzzy-Logik Systems in bestimmte Richtungen tunen. Diese Eigenschaft könnte man zum Beispiel verwenden, um den Algorithmus an bestimmte Wetterlagen zu koppeln. Falls aus Erfahrungen mit dem COSMO-DE Modell bekannt ist, dass für eine Wettersituation, die hauptsächlich kleine, konvektive Wärmegewitter begünstigt, der Vertikalwind Omega ein sehr guter Indikator für die Gewitterentwicklung ist, könnte eine doppelte Gewichtung dieses Parameters die Vorhersagegenauigkeit des Cb-LIKE Algorithmus erhöhen. Um die beste Einstellung des Fuzzy-Logik Systems in Abhängigkeit der Wettersituation zu finden, könnte man die Verifikation jeweils nur für Tage berechnen, die sich durch eine ähnliche Wetterlage auszeichnen, wie etwa heiße Sommertage mit hauptsächlich kleinen, konvektiven Wärmegewittern oder zum Beispiel frontale Gewitter durch heranziehende Fronten. Allerdings muss beim Tunen berücksichtigt werden, dass die Cb-LIKE Vorhersagen durch falsche Einstellungen des Systems auch verschlechtert werden können. Weist zum Beispiel an einem Tag der Parameter CAPE eher niedrige Werte auf ($< 1000 \text{ J/kg}$), können sich nur

mäßig starke Gewitterzellen bilden, die auch keine sehr große vertikale Ausdehnung besitzen. Dies führt zu einer höheren Temperatur an der Wolkenobergrenze. In diesem Fall sollte eine doppelte Gewichtung dieses Parameters vermieden werden, da sonst die Cb-LIKE Vorhersagen schlechter als nötig ausfallen könnten. Die Anpassung des Cb-LIKE Algorithmus an die verschiedenen Wettersituationen könnte sogar automatisch ablaufen. Mit der Bereitstellung eines Ensembles aus verschiedenen Fuzzy-Input Sets und unterschiedlichen Parametergewichtungen bei gleichzeitiger Anwendung innerhalb der „Best-Member-Selection“ könnte der Algorithmus selber die beste Einstellung des Fuzzy-Logik Systems für die Berechnung der Vorhersagen wählen.

6.3. Gewitterwahrscheinlichkeit aus Cb-LIKE Indikatorfeld

Durch die umfassenden Ergebnisse aus der Verifikation können nun die Gewitterindikatoren aus dem Cb-LIKE Algorithmus in Gewitterwahrscheinlichkeiten übersetzt werden. Für diesen Zweck bietet sich das berechnete Fehlalarmverhältnis (FAR) aus dem deterministischen Objektvergleich über die gesamte Sommerperiode 2012 an. Diese Größe sagt aus, wie viele Vorhersageobjekte aus Cb-LIKE im Mittel Fehlalarme sind, sich also mit keinem Beobachtungsobjekt aus Rad-TRAM überlappen. Dies ist abhängig von dem gewählten Indikator als Grenzwert zur Objektbildung. Ein Fehlalarmverhältnis von zum Beispiel 0,7 für Cb-LIKE Gewitterobjekte mit einem Indikatorgrenzwert von 50 würde bedeuten, dass 70 % der Vorhersageobjekte Fehlalarme sind. $1 - FAR$ ist dann die Wahrscheinlichkeit, mit der die Cb-LIKE Vorhersageobjekte Treffer („hits“) darstellen. Für ein Fehlalarmverhältnis von 0,7 würden also im Mittel 30 % der Cb-LIKE Vorhersageobjekte eine spätere Überlappung mit einer Rad-TRAM Starkniederschlagszelle aufweisen. Der Indikator 50 zur Objektbildung könnte also für diesen Fall in eine 30 Prozentige Gewitterwahrscheinlichkeit übersetzt werden. Die POD wurde an dieser Stelle nicht verwendet, da sie nur die Wahrscheinlichkeit wiedergibt, mit der ein Rad-TRAM Beobachtungsobjekt durch die Vorhersage getroffen wird. Sie sagt aber nichts darüber aus, wie hoch die Trefferwahrscheinlichkeit eines einzelnen Cb-LIKE Vorhersageobjektes ist, da in die Berechnung der POD keine Fehlalarme (siehe Formel 6.2) mit einfließen. Man könnte den Algorithmus also in eine Richtung tunen, dass er nahezu unendlich viele Vorhersageobjekte ausgibt und so alle Beobachtungsobjekte aus Rad-TRAM getroffen werden ($POD = 1$). Als Folge dessen würde das Fehlalarmverhältnis von Cb-LIKE auf sehr hohe Werte steigen (viele Fehlalarme), was zu einer sehr geringen Trefferwahrscheinlichkeit eines einzelnen Vorhersageobjektes führt. Aus der POD kann also die Gewitterwahrscheinlichkeit eines einzelnen Cb-LIKE Vorhersageobjektes nicht direkt abgeleitet werden.

In Tabelle 6.7 sind zur Veranschaulichung die berechneten Fehlalarmverhältnisse für die Indikatorgrenzwerte von 20 bis 80 aus Abbildung 6.20 zusammengefasst. Eingetragen sind an dieser Stelle nur die Werte für die kleinste Umgebung

aus dem Umgebungsensemble mit einer Kantenlänge von 2,8 km. Die mittlere Wahrscheinlichkeit in Prozent (rechte Spalte der Tabelle), mit der ein Cb-LIKE Vorhersageobjekt eine Rad-TRAM Beobachtung trifft, wird mit $(1 - FAR) * 100$ berechnet. Aus Tabelle 6.7 ist ersichtlich, dass die Gewitterwahrscheinlichkeiten der Vorhersageobjekte mit höheren Indikatoren deutlich zunehmen. Liegt sie für einen Indikatorgrenzwert von 20 nur bei 25 %, überlappen sich dagegen schon bei einem Indikator von 50 knapp die Hälfte der Cb-LIKE Vorhersageobjekte mit Rad-TRAM Zellen. Bei einer Prognose von Gewitteraktivität in einem Cb-LIKE Vorhersageobjekt mit einem Indikator von 80 als Grenzwert liegt man sogar im Mittel in 68 % der Fälle richtig. Die Zunahme der Gewitterwahrscheinlichkeiten für höhere Indikatorwerte zur Objektbildung ist dabei der Tatsache geschuldet, dass für höhere Indikatoren die COSMO-DE Eingangsparameter der Entstehung von Gewittern mehr zugeneigt sind.

Indikator	Mittlere FAR	Gewitterwahrscheinlichkeit
20	0,75	25 %
30	0,70	30 %
40	0,64	36 %
50	0,49	51 %
60	0,45	55 %
70	0,36	64 %
80	0,32	68 %

Tabelle 6.7.: In der linken Spalte sind die Indikatorwerte aus dem Cb-LIKE Algorithmus von 20 bis 80 in Zehnerschritten aufgetragen, in der mittleren die dazugehörigen gemittelten Fehlalarmverhältnisse gegenüber Beobachtungen von Rad-TRAM Objekten für die Sommerperiode 2012. In der rechten Spalte stehen die dazugehörigen Gewitterwahrscheinlichkeiten $((1 - FAR) * 100)$ der Cb-LIKE Vorhersageobjekte in Abhängigkeit des gewählten Indikatorgrenzwertes. Zur Berechnung der Verifikationsgröße wurde das Fuzzy-Logik System mit den extra breiten Übergängen verwendet. Die hier aufgetragenen Ergebnisse sind eine Folge der Anwendung der kleinsten Umgebung aus dem Umgebungsensemble mit einer Kantenlänge von 2,8 km.

Durch Anwendung der verschiedenen großen Umgebungen aus dem Ensemble und einer damit verbundenen größeren Fläche der Cb-LIKE Vorhersagen kann die gerade vorgestellte Gewitterwahrscheinlichkeit noch verbessert werden. Um dies zu veranschaulichen ist in der folgenden Tabelle 6.8 wieder das Fehlalarmverhältnis für die Indikatorgrenzwerte von 20 bis 80 aus Abbildung 6.20 eingetragen, diesmal allerdings berechnet mit einer größeren Umgebung (Kantenlänge = 53,2 km). Dadurch werden Cb-LIKE Vorhersageobjekte mit einem größeren räumlichen Abstand zur Beobachtung noch als gute Prognose (Treffer) gewertet. Wie aus der Tabelle 6.8 ersichtlich, erhält man deutlich höhere Gewitterwahrscheinlichkeiten für die Cb-LIKE Vorhersageobjekte mit dem höheren Indikatorgrenzwert. Überlappen sich für einem Indikator von 20 im Mittel nun 53 % der Vorhersageobjekte mit Rad-TRAM Zellen, steigt die Gewitterwahrscheinlichkeit für einen Indikator von 50 auf 79 % an. Bei der Prognose von Gewitteraktivität in Vorhersageobjekten aus Cb-LIKE, die einen Indikatorgrenzwert von 80 als untere Grenze aufweisen,

würde man im Mittel sogar in 90 % der Fälle richtig liegen, allerdings unter der Bedingung, dass das beobachteten Gewitter auch in einer 53,2 km Umgebung abseits der Prognose liegen kann.

Indikator	Mittleres FAR	Gewitterwahrscheinlichkeit
20	0,47	53 %
30	0,40	60 %
40	0,35	65 %
50	0,21	79 %
60	0,18	82 %
70	0,14	86 %
80	0,10	90 %

Tabelle 6.8.: In der linken Spalte sind die Indikatorwerte aus dem Cb-LIKE Algorithmus von 20 bis 80 in Zehnerschritten aufgetragen, in der mittleren die dazugehörigen gemittelten Fehlalarmverhältnisse gegenüber Beobachtungen von Rad-TRAM Objekten für die Sommerperiode 2012. In der rechten Spalte stehen die dazugehörigen Gewitterwahrscheinlichkeiten $((1-\text{FAR}) \cdot 100)$ der Cb-LIKE Vorhersageobjekte in Abhängigkeit des gewählten Indikatorgrenzwertes. Zur Berechnung der Verifikationsgröße wurde das Fuzzy-Logik System mit den extra breiten Übergängen verwendet. Die hier aufgetragenen Ergebnisse sind eine Folge der Anwendung einer größeren Umgebung aus dem Umgebungsensemble mit einer Kantenlänge von 53,2 km.

6.4. Zusammenfassung der Ergebnisse

In dem nun folgenden Schlussabschnitt werden die Ergebnisse aus der Verifikation noch einmal kurz zusammengefasst. Zur Untersuchung der Vorhersagequalität des neuen Algorithmus Cb-LIKE wurde ein deterministischer Objektvergleich angewandt. Als Beobachtungsdaten standen die Starkniederschlagszellen aus Rad-TRAM zur Verfügung, die Vorhersageobjekte wurden über verschiedene Grenzwerte aus Cb-LIKE, dem synthetischen Radarfeld und der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit bestimmt. Die beiden COSMO-DE Felder wurden an dieser Stelle als Vergleichsdatenfelder verwendet, um die Ergebnisse aus der Verifikation für den Cb-LIKE Algorithmus besser einordnen und auswerten zu können. Für den Objektvergleich kam die sogenannte „Neighborhood Verification“ Technik nach Ebert (2008) zur Anwendung. Damit kann der räumliche Abstand im Vergleich zweier Objekte berücksichtigt werden. Vorhersageobjekte, die nur räumlich leicht versetzt zu der Beobachtung liegen, können so als Treffer („hit“) gewertet werden. Dies ermöglichte eine „gerechtere“ Bewertung des Cb-LIKE Algorithmus, da Gewitterzellen kleinskalige Wetterphänomene darstellen und damit nur sehr schwer über einen längeren Zeithorizont exakt vorhersagbar sind. Im Zuge der „Neighborhood Verification“ kam die Methodik der „Multi-event-contingency tables“ (vgl. Atger, 2001) zur Anwendung. Mit diesem Ansatz kann die Prognosequalität eines Algorithmus in mehreren Dimensionen gleichzeitig untersucht werden, im Fall von Cb-LIKE für verschiedene Grenzwerte zur Objektbildung und unterschiedliche räumliche Abstände zwischen Vorhersage und Beobachtung. Die

Vorhersagen von Cb-LIKE konnten also auf verschiedenen Skalen ausgewertet werden, um damit diejenige Einstellung zu finden, für die der Algorithmus die besten Prognosen bietet. Vier Verifikationsgrößen (BIAS, FAR, POD und CSI) wurden für insgesamt 122 Tage der Sommerperiode 2012 für eine Domain bestimmt, die fast ganz Deutschland und damit ein Gebiet von exakt 409.248 km² abdeckt, was für eine sinnvolle Bewertung von Cb-LIKE ausreichen sollte.

Die Ergebnisse für die drei Vorhersagefelder zeigten dabei im Allgemeinen eine in sich konsistente Werteverteilung in den Verifikationsgrößen. Ein niedriger Grenzwert zur Objektbildung brachte die meisten Vorhersageobjekte hervor, demzufolge hatte man einen hohen BIAS, FAR, POD und CSI. Je größer der Grenzwert desto weniger und kleinere Vorhersageobjekte wurden ausgegeben. Dies zeigte sich in niedrigeren Werten der vier Verifikationsgrößen. Größere räumliche Distanzen zwischen Beobachtung und Vorhersage, die durch die Verwendung der „Neighborhood Verification“ erlaubt wurden, hatten einen positiven Einfluss auf die Verifikationsergebnisse. Für alle vier Größen konnten so verbesserte Werte erzielt werden. Der direkte Vergleich des synthetischen Radarfeldes mit dem Cb-LIKE Algorithmus zeigte einen signifikanten Unterschied in den Ergebnissen. So war für die synthetischen Radarobjekte der BIAS deutlich höher, was sich auch auf die drei anderen Verifikationsgrößen auswirkte. Im Vergleich der beiden Vorhersagefelder zeigten sich in den ersten Ergebnissen leichte Vorteile für den Cb-LIKE Algorithmus. Das COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeitsfeld gab dagegen im Allgemeinen weniger Vorhersageobjekte aus als die anderen beiden Vorhersagefelder. Dies zeigte sich in einem kleineren BIAS. Eine interessante Charakteristik wies das Fehlalarmverhältnis auf. Während es für Cb-LIKE und das synthetische Radarfeld für größere Grenzwerte kleiner wurde, verhielt es sich für die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit genau umgekehrt. Größere Wahrscheinlichkeiten bedeuteten ein größeres Fehlalarmverhältnis.

Im zweiten Teil der Verifikation wurden die Vorhersagefelder hinsichtlich ihrer Vorhersagegüte genauer verglichen. Für diesen Zweck wurde für alle drei Felder jeweils derjenige Grenzwert zur Objektbildung bestimmt, für den der BIAS sich seinem Idealwert von 1 annähert. Somit gaben alle Vorhersagefelder annähernd gleich viele Vorhersageobjekte aus und konnten sinnvoll miteinander verglichen werden. Für die synthetischen Radardaten stellte sich der Wert von 41 dBZ als passend heraus, für den Cb-LIKE Algorithmus gestaltete sich das Tuning des BIAS deutlich schwieriger. Mit der Standardeinstellung wie in Kapitel 5 war es nicht möglich, einen akzeptablen Grenzwert zu finden, da die Verteilung des Indikators aus den Fuzzy-Output Sets über seinen gesamten Wertebereich nicht ausreichend homogen war. Der Grund dafür war in den Zugehörigkeitsfunktionen der Input-Sets zu suchen. Je schmaler deren Übergangsbereiche desto inhomogener fällt am Ende die Verteilung des Indikators aus. Mit der Implementierung von neuen Zugehörigkeitsfunktionen mit deutlich breiteren Übergängen in den Cb-LIKE Algorithmus konnte das Problem gelöst werden. Mit den neuen Einstellungen war der Indikatorwert von 30 die richtige Wahl für das Tuning des BIAS auf 1. Für die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit stellte sich dagegen ein Wert von 13,6 % als ideal heraus. Im Vergleich der Vorhersagefelder für diese Grenzwerte konnte gezeigt werden, dass der Cb-LIKE Algorithmus für die POD,

FAR und den CSI deutlich besser abschnitt als die synthetischen Radarobjekte, basierend auf dem Grenzwert von 41 dBZ. Er wies dabei, gemittelt über das Umgebungsensemble, ein niedrigeres Fehlalarmverhältnis (0,48 zu 0,56), eine höhere POD (0,52 zu 0,45) und einen höheren CSI (0,36 zu 0,30) auf. Leicht andere Ergebnisse wurden im Vergleich von Cb-LIKE mit der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit ermittelt. Hier zeigten sich für den neuen Algorithmus, gemittelt über alle Umgebungen, etwas schlechtere Ergebnisse in den Verifikationsgrößen. Die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit wies ein niedrigeres Fehlalarmverhältnis (0,45 zu 0,48), eine höhere POD (0,55 zu 0,52) und einen höheren CSI (0,39 zu 0,36) auf. Da aber ein Wahrscheinlichkeitswert von 13,6 %, im Gegensatz zu einem Indikator von 30 und einem dBZ-Wert von 41, für einen möglichen Anwender der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit nicht praxistauglich erschien, wurden die Verifikationsergebnisse zusätzlich für eine Wahrscheinlichkeit von 30 % berechnet. Dieser Wert ist an den verwendeten Indikator von 30 angelehnt. Ein erneuter Vergleich der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit mit Cb-LIKE ergab nun etwas andere Ergebnisse. Nun wies die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit, gemittelt über alle Umgebungen, einen niedrigeren BIAS (0,64 zu 1), ein geringeres Fehlalarmverhältnis (0,44 zu 0,48), aber auch eine deutlich kleinere POD (0,36 zu 0,52) und CSI (0,28 zu 0,36) auf. Getunt für einen $\text{BIAS} = 1$, zeigte die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit also leicht bessere Ergebnisse in den Verifikationsgrößen. Für in der Praxis anwendbare Grenzwerte zur Bildung der Vorhersageobjekte schnitt der Cb-LIKE Algorithmus allerdings besser ab. Dies zeigte auch ein anschließender Vergleich zwischen Cb-LIKE und der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit im Rahmen eines realen Fallbeispiels. Letztendlich konnte aus dem Vergleich der drei Vorhersagefelder die Frage positiv beantwortet werden, ob Cb-LIKE eine sinnvolle neue Methodik für Gewittervorhersagen von hoher Qualität auf der Datenbasis des COSMO-DE Modells darstellt.

Im Folgenden wurden noch weitere Studien durchgeführt, um noch mehr Erfahrungen mit dem neuen Algorithmus zu sammeln. Zum einen wurden nun einmal die ein- bis sechsstündigen Vorhersagen differenziert betrachtet, statt wie bisher über alle Zeitschritte zu mitteln. Wie erwartet, wurden die Vorhersagen des Cb-LIKE Algorithmus mit zunehmender Vorhersagezeit immer ungenauer. Dies zeigte sich an den Verifikationsgrößen, die, gemittelt über das Umgebungsensemble, für die einstündigen Prognosen ($\text{FAR} = 0,40$, $\text{POD} = 0,71$, $\text{CSI} = 0,49$) deutlich bessere Ergebnisse aufwiesen als für die sechsstündigen Vorhersagen ($\text{FAR} = 0,51$, $\text{POD} = 0,44$, $\text{CSI} = 0,31$).

Die nächste Untersuchung war der Einfluss der „Best-Member-Selection“ auf die Vorhersagequalität von Cb-LIKE. Für die bisherigen Ergebnisse wurde immer der aktuelle Modelllauf zur Berechnung der Vorhersagen verwendet. Nun sollte einmal überprüft werden, ob die automatische Auswahl des zur aktuellen Wettersituation am besten passenden Laufes Vorteile in der Berechnung der Gewitterprognosen mit Cb-LIKE bietet. Dabei stellte sich heraus, dass die Verifikationsgrößen mit der Anwendung der „Best-Member-Selection“ leicht veränderte Werte aufweisen. Bezogen auf die kleinste Umgebung, nahm der BIAS für alle vier Modi der „Best-Member-Selection“ niedrigere Werte (1,03 - 0,99) im Vergleich zu

den Ergebnissen ohne Auswahl des besten Members (1,12) an. Die Anzahl der Cb-LIKE Vorhersageobjekte ging also zurück. Dies hatte negative Auswirkungen auf die anderen drei Verifikationsgrößen, in der vorliegenden Verifikation insbesondere auf die POD. Diese besaß, wieder bezogen auf die kleinste Umgebung, im Vergleich zu den Ergebnissen ohne Auswahl des besten Members (0,34) niedrigere Werte (0,32 - 0,30). Für das Fehlalarmverhältnis und den CSI waren die Unterschiede etwas geringer. Dass die Verifikationsergebnisse mit Anwendung der „Best-Member-Selection“ keine besseren Resultate aufwiesen, deckt sich mit den in Bright & Nutter (2004) vorgestellten Ergebnissen. In der vorliegenden Verifikation ist dies sehr wahrscheinlich eine Folge der verwendeten Modelldomain von ca. 400.000 km². Diese war zu groß, so dass sich die Vorteile der automatischen Auswahl des besten Members aus dem COSMO-DE Ensemble nicht niederschlagen konnten. Vielmehr bewirkte die Tatsache, dass sich im Modellausschnitt zu verschiedenen Vorhersagezeiten in unterschiedlichen Gebieten Gewitter bilden bzw. abschwächen können, dass die „Best-Member-Selection“ keinen Mehrwert für Cb-LIKE bot. Anders sah es auf der regionalen Ebene bei einem deutlich kleineren Modellausschnitt aus. Wie an einem Fallbeispiel gezeigt wurde (siehe Abbildung 6.27), könnte die Anwendung der „Best-Member-Selection“ bei der Suche nach der besten Prognose für einzelne Gewitterzellen in einem kleinen Gebiet (z.B. Flughafenumgebung) einen Mehrwert bieten.

Als drittes wurde untersucht, ob die Verwendung eines Fuzzy-Logik Systems und damit insbesondere Fuzzy-Input Sets zur Fuzzifizierung der Eingangsparameter nötig ist bzw. einen Vorteil für den neuen Vorhersagealgorithmus bietet. Durch die Verwendung von komplementären Input Sets (Verzicht auf Fuzzifizierung) weisen deren Zugehörigkeitsfunktionen im Allgemeinen keine Überschneidungen mehr auf, die Eingangsdaten können also nur jeweils einem einzigen Input Set gleichzeitig zugeordnet werden. Aussagen über die Eingangsparameter können damit nur noch als falsch oder richtig („0“ oder „1“) klassifiziert werden. Damit entfällt die menschliche Komponente aus dem Vorhersagesystem, da die Einteilung eines Parameters in klassische, komplementäre Mengen mit starren Grenzen nicht unserer Natur entspricht. Als Folge dessen beschränkte sich die Ausgabe des Cb-LIKE Indikators auf die Mittelwerte der fünf Output Sets (11,66, 30, 50, 70 und 88,33). Damit war keine vernünftige Interpretation der Vorhersagequalität des neuen Algorithmus möglich. So ließ sich die Vorhersagefähigkeit von Cb-LIKE nur eingeschränkt auf unterschiedlichen Skalen (Grenzwerte + Umgebungen) beurteilen, da einige Grenzwert- und Umgebungskombinationen teilweise die gleichen Ergebnisse in den Verifikationsgrößen aufwiesen und auch die Unterschiede zwischen den einzelnen Skalen sehr groß waren. Zum Beispiel wies der BIAS bei Anwendung der kleinsten Umgebung (Kantenlänge 2,8 km) für die Indikatoren 20 und 30 jeweils einen Wert von 2,28 auf, für die Indikatoren 40 und 50 je einen Wert von 0,43 und für die Indikatoren 60 und 70 einen Wert von 0,16. Durch die inhomogene Verteilung der Vorhersagen über den gesamten Wertebereich ist man also in der Aus- bzw. Bewertung des Cb-LIKE Algorithmus eingeschränkt. Zudem war ein sinnvoller Vergleich mit dem synthetischen Radarfeld oder der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit kaum möglich, da sich der BIAS für Cb-LIKE aufgrund der inhomogenen Verteilung der Ergebnisse nicht auf 1 tunen ließ.

Dagegen wiesen die Cb-LIKE Vorhersagen mit den intermediären Input Sets eine deutlich homogenere Verteilung der Ergebnisse für die verschiedenen Skalen (Grenzwerte + Umgebungen) auf, womit für Cb-LIKE die Skala gefunden werden konnte, für die der Algorithmus die besten Vorhersagen bietet. Auch war so ein sinnvoller Vergleich mit dem synthetischen Radarfeld/COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit möglich (Stichwort BIAS Tuning), um die Vorhersagequalität des neuen Algorithmus genau beurteilen zu können. Cb-LIKE mit Anwendung der Fuzzy-Logik ist damit, in Bezug auf seine Vorhersagen für verschiedene Skalen (Grenzwerte + Umgebungen), ein homogenes System. Dieser große Vorteil entfällt bei der Verwendung von komplementären Input Sets.

Der letzte Punkt in der Verifikation beinhaltete eine Sensitivitätsstudie mit 54 verschiedenen Einstellungen des Cb-LIKE Algorithmus. Die Vorhersagen wurden dabei mit unterschiedlichen Parametergewichtungen oder Fuzzy-Input Sets (verschiedene Zugehörigkeitsfunktionen) gerechnet, um mehr Erfahrungen mit Cb-LIKE zu sammeln. Die abgeschlossene Sensitivitätsstudie zeigte, dass die Verifikationsergebnisse sehr sensibel gegenüber diversen Einstellungen des Fuzzy-Logik Systems sind. Das Tuning des Systems kann dabei eine sehr wichtige Rolle spielen, um den Algorithmus auf zum Beispiel bestimmte Wettersituationen abzustimmen. Ist aus Erfahrungen bekannt, dass bei einer bestimmten Wetterlage der Vertikalwind Omega eine besonders wichtige Rolle bei der Vorhersage von Gewitterzellen spielt, die Größe CAPE aber zum Beispiel weniger, dann könnte eine unterschiedliche Gewichtung dieser beiden Parameter (Vertikalwind doppelt, CAPE halb) die Prognosen mit Cb-LIKE verbessern.

Am Schluss wurde noch dargelegt, wie sich die Indikatorvorhersagen aus dem Cb-LIKE Algorithmus in Gewitterwahrscheinlichkeiten und damit probabilistische Vorhersagen umwandeln lassen. Durch die Berechnung des Fehlalarmverhältnisses konnte angegeben werden, wie hoch im Mittel die Wahrscheinlichkeit des Auftretens von Gewitteraktivität bzw. Rad-TRAM Zellen innerhalb eines Cb-LIKE Vorhersageobjektes mit einem bestimmten Indikator als Grenzwert ist. Wie gezeigt wurde, nahm die Gewitterwahrscheinlichkeit mit höheren Indikatorwerten zu, da für diese Fälle die COSMO-DE Modellparameter der Gewitterbildung deutlich mehr zugeneigt sind. Für die kleinste Umgebung (Kantenlänge 2,8 km) wies der Indikator von 20 eine mittlere Gewitterwahrscheinlichkeit von 25 % auf, ein Indikator von 50 bereits eine 51 Prozentige Wahrscheinlichkeit. Durch das „Aus schmieren“ der Cb-LIKE Vorhersagen innerhalb der „Neighborhood Verification“ konnten die Ergebnisse noch einmal verbessert werden, allerdings auf Kosten der Vorhersagegenauigkeit. Für eine größere Umgebung mit der Kantenlänge von 53,2 km lag die mittlere Gewitterwahrscheinlichkeit für den Indikatorwert 20 bei 53 %. Für einen Indikator ab 60 nahmen die Wahrscheinlichkeiten sogar Werte größer 80 % an.

7. Cb-LIKE in WxFUSION: Visualisierung der Vorhersagen

Um die Cb-LIKE Gewittervorhersagen zu visualisieren und sie dem Nutzer in der Anwendung näher zu bringen, wurden diese im Rahmen der vorliegenden Dissertation in das bereits vorhandene WxFUSION System integriert. Somit wurde für Außenstehende die Möglichkeit geschaffen, mittels einer übersichtlichen graphischen Benutzeroberfläche auf die Gewittervorhersagen zuzugreifen, ohne mit dem Programmcode von Cb-LIKE in Berührung zu kommen. Ein zusätzlicher Vorteil dieses Systems ist auch, dass die Gewitterprognosen nun ohne großen Aufwand mit anderen Datenquellen (Blitze, Satellit, Radar) kombiniert angezeigt werden können.

Das vorliegende Kapitel ist in zwei Abschnitte aufgeteilt. Im ersten wird ein kurzer Überblick über das WxFUSION System mit seinen wichtigsten Funktionen gegeben. Der zweite, etwas umfangreichere Abschnitt beschreibt die Implementierung der Cb-LIKE Gewittervorhersagen in die graphische Benutzeroberfläche.

7.1. Allgemeiner Überblick

Der Begriff WxFUSION ist ein Akronym für „**W**eather **F**orecast **U**ser oriented **S**ystem Including **O**bject **N**owcasting“ (Tafferner et al., 2008). Die in dieses System einfließenden Datenquellen sind in Abbildung 7.1 schematisch dargestellt, aufgeteilt in eine obere („nowcasting tools“) und untere („forecasting tools“) Hälfte. Auf der Seite der Kurzfristvorhersagen sind dabei die Algorithmen Cb-TRAM (Zinner et al., 2008), Rad-TRAM (Kober & Tafferner, 2009) sowie Blitzdaten aus dem „Lightning Detection Network“ (LINET) Messnetzwerk (Betz et al., 2004, 2008) zu finden. Zusätzlich werden auch Bodenanalysen („surface observations“) sowie, für Informationen über Hydrometeore in Gewitterzellen, das DLR-eigene Polarisations Doppler Radar (POLDIRAD; Schroth et al., 1988) verwendet. Für die Abdeckung der längerfristigen Vorhersagen durch numerische Modellsimulationen kommen Daten vom COSMO-DE (Baldauf et al., 2011a) und vom hochauflösenden, „time-lagged“ COSMOMUC (Dengler et al., 2011) Modell zum Einsatz. Diese beiden Wettermodelle generieren zusätzlich die synthetischen Satellitenfelder (SYNSAT) und Radarreflektivitäten (SYNRAD), die dann wiederum von Rad- und Cb-TRAM verwendet werden können. Durch einen Objektvergleich der synthetischen und echten Rad-TRAM Objekte kann schließlich der beste Modelllauf bestimmt werden, der dann im Cb-LIKE Algorithmus zur Anwendung kommt (vgl. Kapitel 5.3). Das Herz von WxFUSION ist das Fusionsmodul (Zentrum von Abbildung 7.1). Seine Aufgabe ist es, von allen

verfügbaren Vorhersagetools diejenigen Daten abzufragen, welche für die Berechnung der erforderlichen Ausgabeparameter eines Wetterobjekts (Tafferner et al., 2012) benötigt werden.

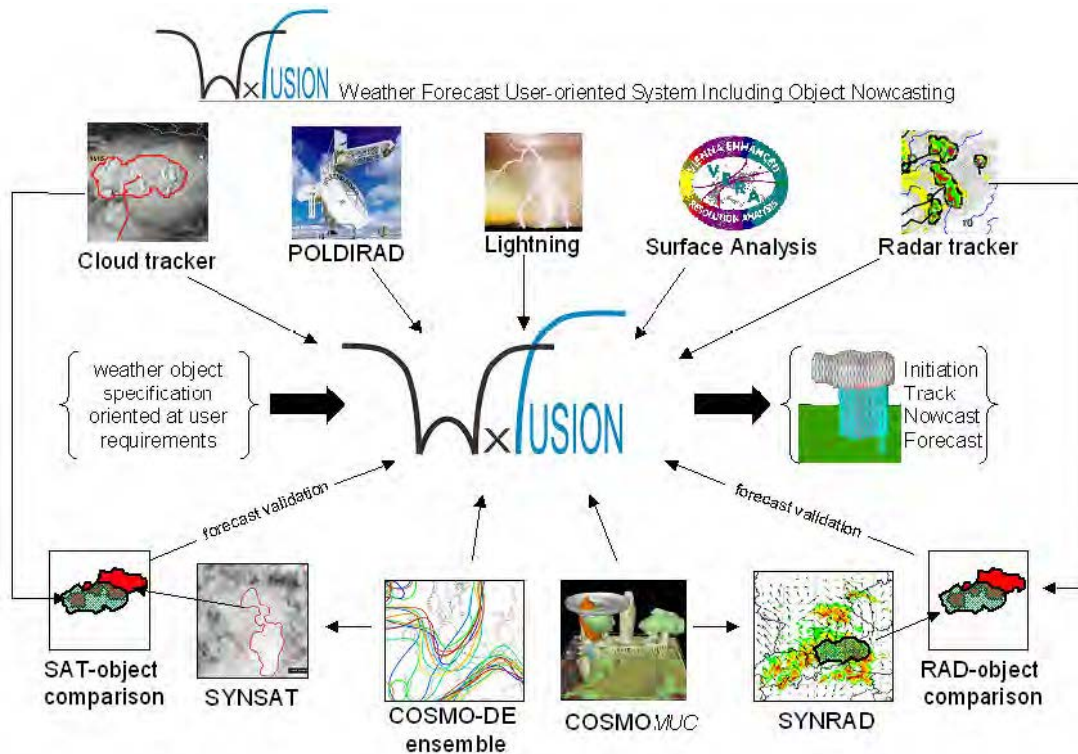
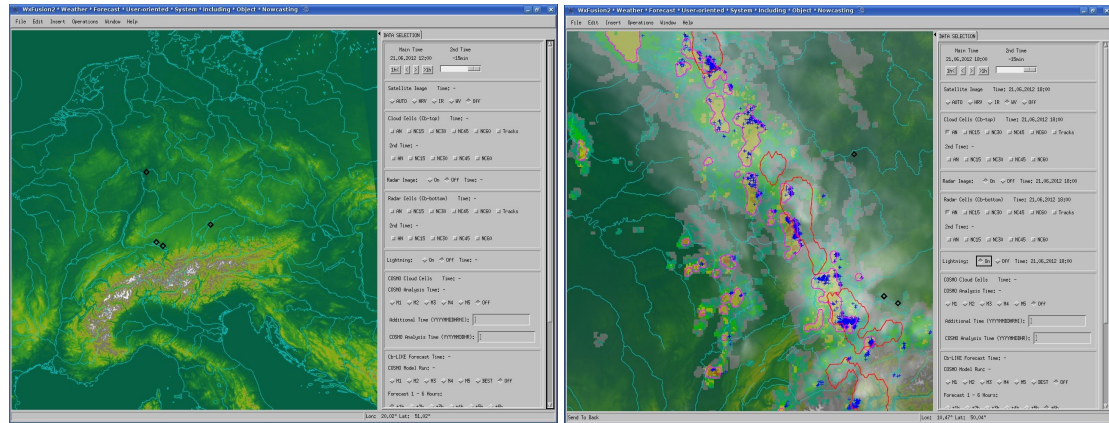


Abbildung 7.1.: Das WxFUSION Konzept. Initialisierung, „tracking“, „nowcasting“ und „forecasting“ von benutzerdefinierten Wetterobjekten wird mit Hilfe geeigneter Daten durch Fusion von ausgewählten „nowcast“ Informationen (obere Hälfte) und „forecast“ Produkten (untere Hälfte) beschrieben, siehe Tafferner et al. (2012), nach Tafferner et al. (2008) und Forster & Tafferner (2009a).

Zusammengefasst soll WxFUSION durch entsprechende Kombinationen der verschiedenen Datenquellen Gewitter detektieren, verfolgen („tracking“) sowie kurzfristig („nowcasting“, 0 bis 1 h) und darüber hinaus längerfristig („forecasting“, 1 bis 6 h) vorhersagen (Forster & Tafferner, 2009b). Dadurch bietet das System eine zuverlässigere Interpretation der zukünftigen Entwicklung eines Wetterobjekts als die Verwendung von nur einer Datenquelle oder eines Vorhersagetools (Tafferner et al., 2008).

In Abbildung 7.2 ist zur Übersicht die graphische Benutzeroberfläche von WxFUSION dargestellt, in Bild (a) auf der linken Seite ohne Datenvisualisierung. Im rechten Bereich der Benutzeroberfläche befindet sich die Schaltfläche, über die sich die verschiedenen Datenquellen in die Landkarte einblenden lassen. Die Karte bildet dabei hauptsächlich Mitteleuropa und kleinere Teile der angrenzenden Nachbarggebiete ab. In (b) ist ein kleiner Kartenausschnitt plus Visualisierung einer aktuellen Wettersituation gezeigt. Wolkenfelder werden als weiße, Radarreflektivitäten als farbige Felder abgebildet. Als bunte Konturen sind dagegen die Gewitterobjekte von Rad-TRAM (pink) und Cb-TRAM (gelb, orange und rot)

aufgetragen, blaue „+“ Zeichen dienen zur Visualisierung der Blitzdaten.



(a) Keine Datenvisualisierung

(b) Ausschnitt mit Datenvisualisierung

Abbildung 7.2.: Die graphische Benutzeroberfläche von WxFUSION. In Abbildung (a) werden keine Daten visualisiert, in (b) sind beispielhaft die Satelliten-, Radar-, Blitz-, Rad-TRAM- und Cb-TRAM-Daten dargestellt.

7.2. Implementierung der Cb-LIKE Vorhersagen

Analog zu Cb- und Rad-TRAM werden die Informationen aus Cb-LIKE in eine XML-File Struktur geschrieben, um sie ohne größeren Aufwand in das WxFUSION System integrieren zu können. Von jedem COSMO-DE Modelllauf stehen stündlich fünf verschiedene XML-Files zur Verfügung, die jeweils Informationen über Cb-LIKE Konturen mit einem minimalen Gewitterindikator von 30, 40, 50, 60 und 70 für die entsprechende Vorhersagezeit enthalten. Um die letzten fünf Modellläufe in der „Best-Member-Selection“ (siehe Kapitel 5.3) berücksichtigen zu können, werden von jedem Lauf die stündlichen XML-Files für die komplette Vorhersagezeit von 21 Stunden erstellt und gespeichert.

Die XML-File Struktur spaltet sich auf in Metadaten, die übergreifende Informationen zur aktuellen Vorhersage wie etwa Analyse- und Vorhersagezeit, Datentyp oder Verfügbarkeit enthalten und in Objektattribute, die alle Eigenschaften der einzelnen Cb-LIKE Objekte umfassen. Dazu gehören zum Beispiel minimaler, maximaler und mittlerer Gewitterindikator, Anzahl an Gitterpunkten, mittlere Verifikationsgrößen (POD, FAR) aus der statistischen Analyse (siehe Kapitel 6) oder auch die dazugehörige Identifikationsnummer. In Abbildung 7.3 ist die Struktur eines XML-Files gezeigt. Bei dieser Art der Strukturierung wird jede Information einzeln markiert (`<wims:>` `</wims>`), so dass auch bei einer Fülle von Objektinformationen die Übersicht gewahrt wird. Die Abkürzung „wims“ steht dabei für „Weather Information Management Systems“. Die Abgrenzung der einzelnen Gewitterkonturen im XML-File erfolgt über die Markierungen („Tags“) `<wims:CB>` `</wims:CB>`.

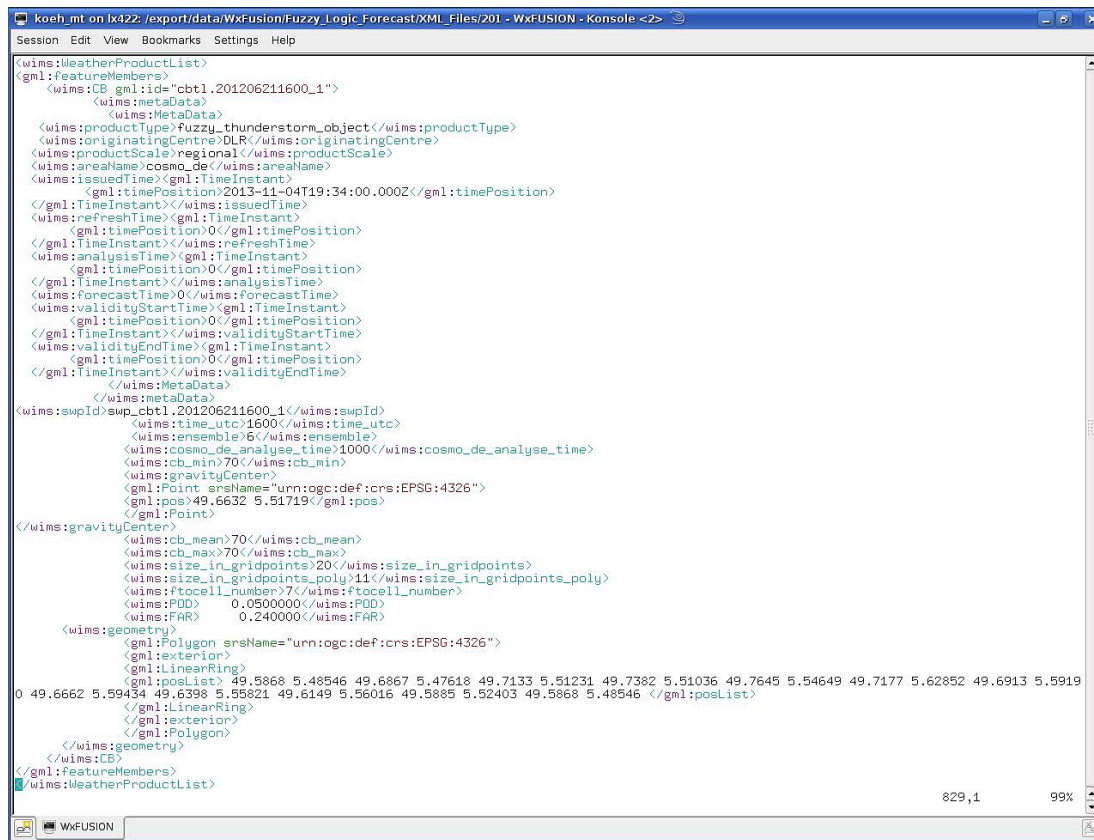


Abbildung 7.3.: Darstellung der Objektattribute einer Cb-LIKE Gewitterkontur im XML-Format.

Um die entsprechenden XML-Files im WxFUSION System anwählen zu können, wurde in die graphische Benutzeroberfläche eine neue Schaltfläche integriert, dargestellt in Abbildung 7.4. Die ausgewählte Zeit, ab der die Cb-LIKE Vorhersagen gültig sind, wird hinter „Cb-LIKE Forecast Time:“ angezeigt. Über die Checkboxes „M1-M5“ und „BEST“ lassen sich die letzten fünf COSMO-DE Modellläufe anwählen, „M1“ ist dabei der jüngste, „M5“ der älteste Lauf. Mit der Aktivierung der Checkbox „BEST“ wird intern in WxFUSION automatisch der zur aktuellen Wettersituation am besten passende Modelllauf ausgewählt, wie beschrieben in Kapitel 5.3. Unter „Forecast 1 - 6 Hours:“ verbirgt sich die Einstellungsmöglichkeit der Vorhersagezeit. Je nach Wunsch kann man zwischen den Vorhersagen von einer bis sechs Stunden ab dem gewählten Zeitpunkt auswählen. Die dritte Wahlmöglichkeit ist der Gewitterindikator, einstellbar unter „Minimum Cb-LIKE Indicator:“. An dieser Stelle kann sich der Anwender für einen Indikator zwischen 30 und 70 in Zehnerschritten entscheiden. Damit die Visualisierung der Cb-LIKE Vorhersagen nicht zu unübersichtlich wird, wurde auf Mehrfacheinblendungen verzichtet. Der Benutzer kann sich also jeweils nur für einen bestimmten Modelllauf und Vorhersagezeit die Gewitterkonturen anzeigen lassen.

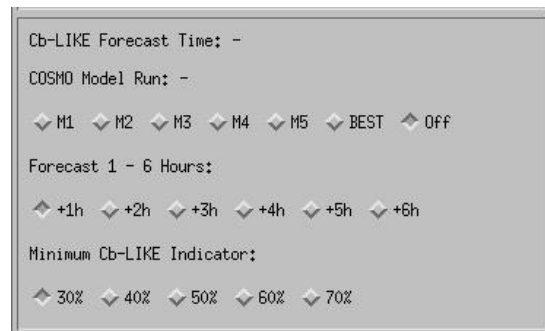


Abbildung 7.4.: Darstellung der neu erstellten Schaltfläche im WxFLUXION System zur Visualisierung der Cb-LIKE Vorhersagen. Die Erklärung dazu findet sich im vorangegangenen Text.

Die folgenden vier Abbildungen zeigen Beispiele der Visualisierung von Cb-LIKE Vorhersagen in WxFLUXION. Zur besseren Orientierung wird mit Hilfe der Rad-TRAM und LINET Blitzdaten die aktuelle Gewittersituation am 21.06.2012 um 1200 UTC dargestellt, es zeigen sich dabei kleinere Gewitterzellen im linken unteren Bereich des Kartenausschnittes.

In Abbildung 7.5 sind die ein- bis sechsständigen Gewittervorhersagen ab 1200 UTC (1300 bis 1800 UTC, (a) bis (f)) visualisiert. Der eingestellte Modelllauf ist M1 (1200 UTC) mit einem Gewitterindikator von 50. Um farblich nicht mit den bunten Konturen von Cb- und Rad-TRAM zu kollidieren, werden die Cb-LIKE Vorhersagen in hellen Farben gehalten, die sich abhängig vom Gewitterindikator unterscheiden. Gut zu erkennen ist, wie sich die Vorhersagen bei fortschreitender Vorhersagezeit immer weiter vom ursprünglichen Ort der Gewitteraktivität entfernen.

Abbildung 7.6 zeigt die sechsständige Cb-LIKE Vorhersage für 1800 UTC für die fünf verschiedenen Gewitterindikatoren, von 30 in Bild (a) bis 70 in (e). Verwendet wurde wieder der Modelllauf von 1200 UTC. Der Anwender erkennt hier nicht nur an der Größe der Konturen, sondern auch an der Farbe, welchen Indikator er gerade ausgewählt hat. Je höher der Gewitterindikator desto dunkler wird die Farbgebung, angefangen bei hellem Weiß für 30 bis hin zu dunklem Grau bei 70. Schön zu sehen ist an dieser Stelle, wie die Größe der Konturen mit steigendem Indikator immer weiter abnimmt.

In Abbildung 7.7 wird der Einfluss der verschiedenen COSMO-DE Modellläufe (M1 bis M5) auf die Vorhersage gezeigt. Dargestellt ist wieder die Cb-LIKE Prognose für 1800 UTC mit einem Indikator von 50, diesmal abhängig vom ausgewählten COSMO-DE Modelllauf. Wie man sehen kann, zeigen die ersten vier Läufe (M1 bis M4) auf den Bildern (a) bis (e) eine relativ ähnliche Vorhersage, nur im ältesten Modelllauf (M5) ist diese räumlich deutlich von den anderen verschoben. Um den Benutzer bei der Wahl des besten Modelllaufes eine Hilfestellung zu geben, kann er über die Checkbox „BEST“ den zur aktuellen Wettersituation am besten passenden Lauf auswählen (Bild (f)). In diesem Beispiel ist dies nicht der jüngste (M1 - 1200 UTC), sondern der drittälteste (M3 - 0600 UTC).

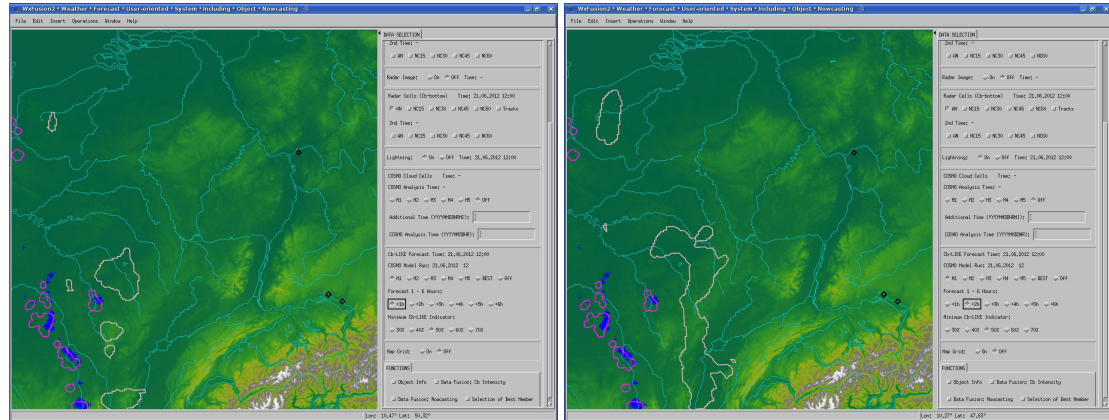
Möchte der Nutzer weitere Informationen über ein bestimmtes Vorhersageobjekt erhalten, kann er sich diese ohne größeren Aufwand einblenden lassen (siehe

Abbildung 7.8). Wird ganz unten in der Schaltfläche unter dem Reiter „Functions“ die Checkbox „Object Info“ aktiviert, genügt es, mit dem Mauszeiger über das gewünschte Objekt zu fahren, um ein Fenster mit den bereits vorher genannten Objektattributen einzublenden. Momentan sind die folgenden verfügbar:

- Vorhersagezeit
- Modelllauf
- Maximaler Gewitterindikator innerhalb des Objektes
- Mittlerer Gewitterindikator aller Gitterpunkte des Objektes
- Totale Anzahl an Gitterpunkten des Objektes
- Anzahl Gitterpunkte der Konturlinie
- Identifikationsnummer
- Mittlere POD
- Mittlere FAR
- Zentrum des Schwerpunktes

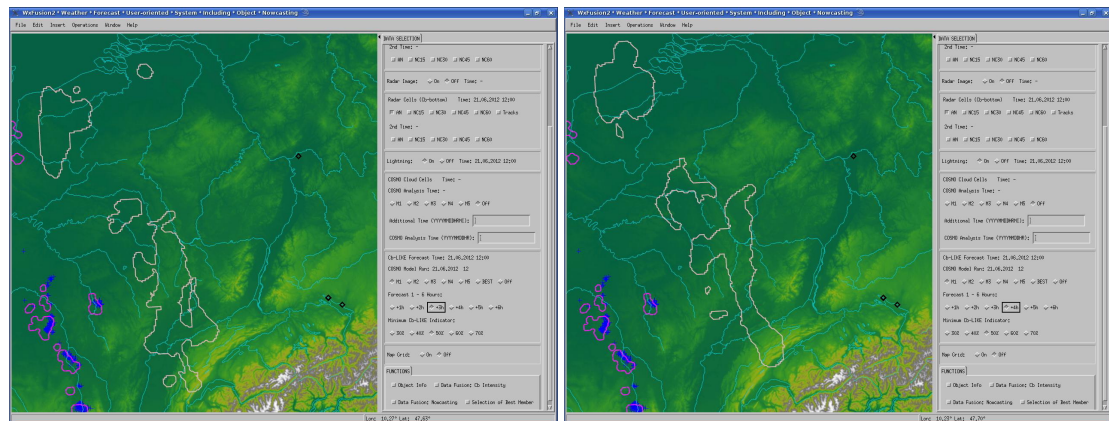
Diese Liste ist nicht endgültig und kann jederzeit ohne größeren Aufwand beliebig angepasst werden.

Zusammengefasst kann man also festhalten, dass durch den Einbau in das Wx-FUSION System die Cb-LIKE Gewittervorhersagen einem größeren Nutzerkreis zur Verfügung stehen. Die übersichtliche graphische Benutzeroberfläche erlaubt nun jedem Anwender die Verwendung der Daten, ohne in den Programmcode eingreifen zu müssen. Damit könnte Cb-LIKE auch außerhalb des DLRs zur Anwendung kommen, zum Beispiel als zusätzliches Gewittervorhersagetool für die Mitarbeiter am Münchner Flughafen. Auch DLR-intern ergibt sich nun die Möglichkeit, den Cb-LIKE Output mit anderen Datenquellen wie Rad-/Cb-TRAM oder den LINET Blitzdaten schnell und unkompliziert vergleichen zu können.



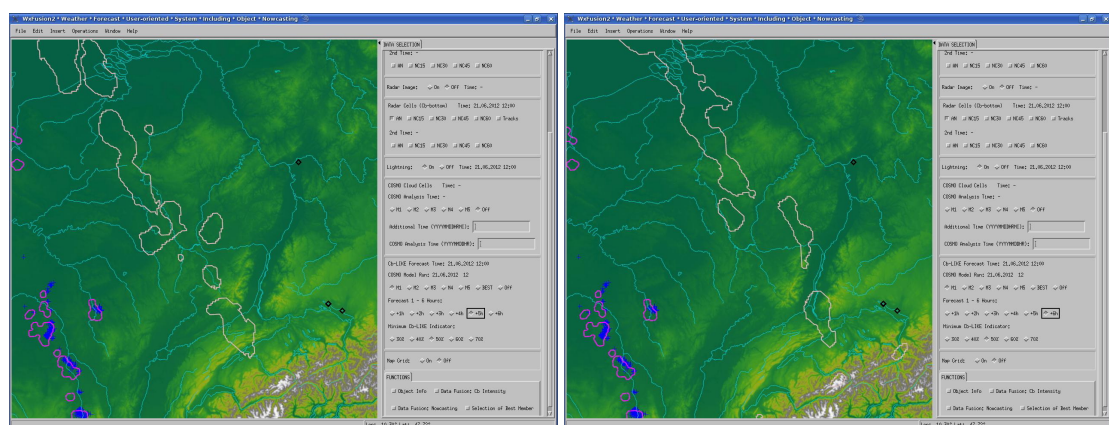
(a) Eine Stunde Vorhersage

(b) Zwei Stunden Vorhersage



(c) Drei Stunden Vorhersage

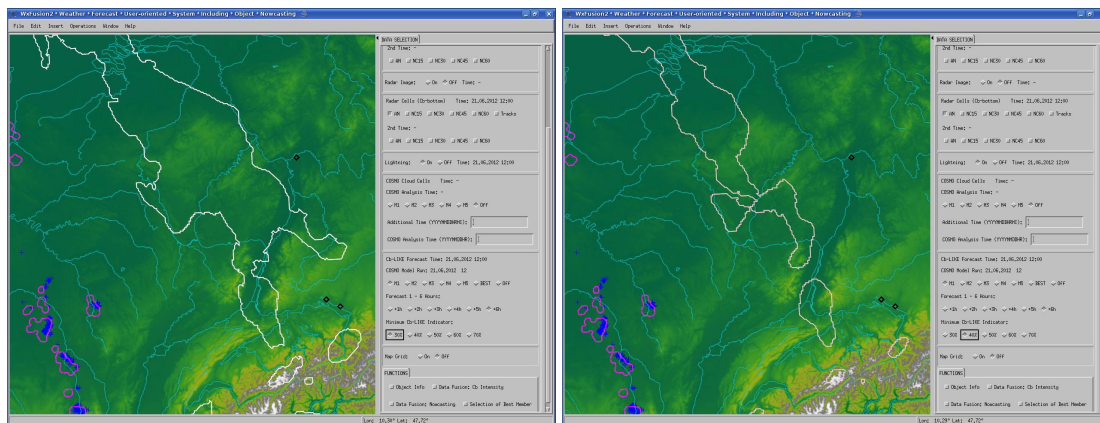
(d) Vier Stunden Vorhersage



(e) Fünf Stunden Vorhersage

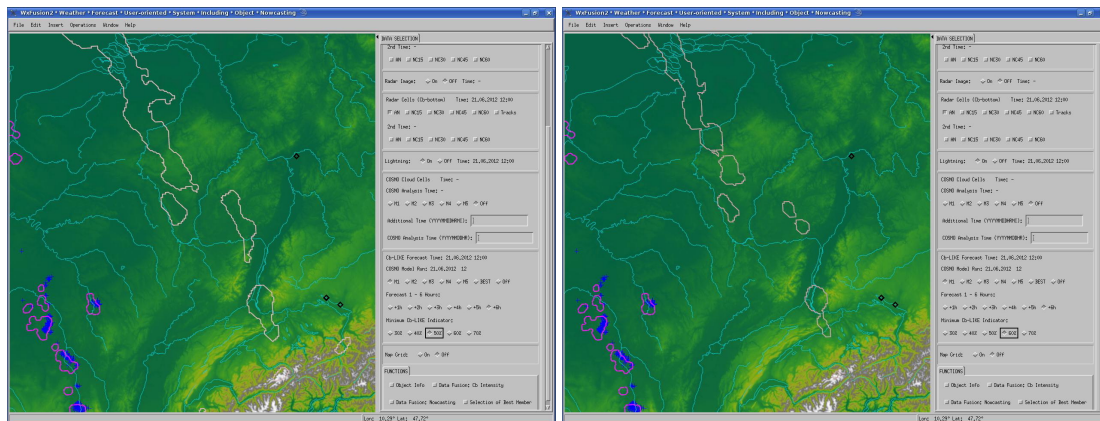
(f) Sechs Stunden Vorhersage

Abbildung 7.5.: Die Abbildung zeigt die ein bis sechsständigen Cb-LIKE Gewittervorhersagen (a bis f) am 21.06.2012 ab 1200 UTC. Die aktuelle Gewittersituation um 1200 UTC (Rad-TRAM Konturen und Blitze) ist im linken unteren Eck dargestellt. Zur Visualisierung der Vorhersagen wurde der neueste COSMO-DE Modelllauf (M1-1200 UTC) sowie ein Gewitterindikator von 50 ausgewählt.



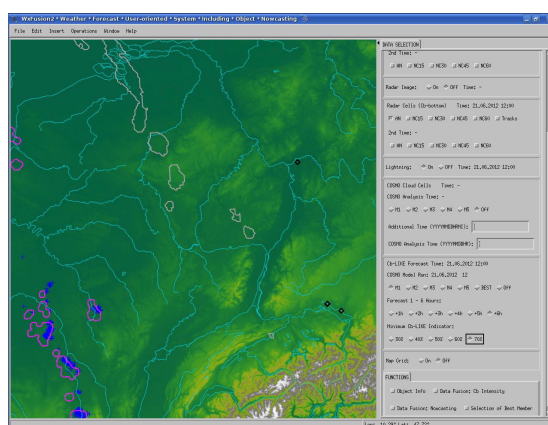
(a) Gewitterindikator 30

(b) Gewitterindikator 40



(c) Gewitterindikator 50

(d) Gewitterindikator 60



(e) Gewitterindikator 70

Abbildung 7.6.: Die Abbildung zeigt die Vorhersagen mit verschiedenen Cb-LIKE Gewitterindikatoren. Dargestellt sind die Indikatoren von 30 in Bild (a) bis 70 in Bild (e) in Zehnerschritten für eine sechsstündige Vorhersage startend am 21.06.2012 ab 1200 UTC. Zur Visualisierung der Vorhersagen wurde der neueste COSMO-DE Modelllauf (M1-1200 UTC) ausgewählt.

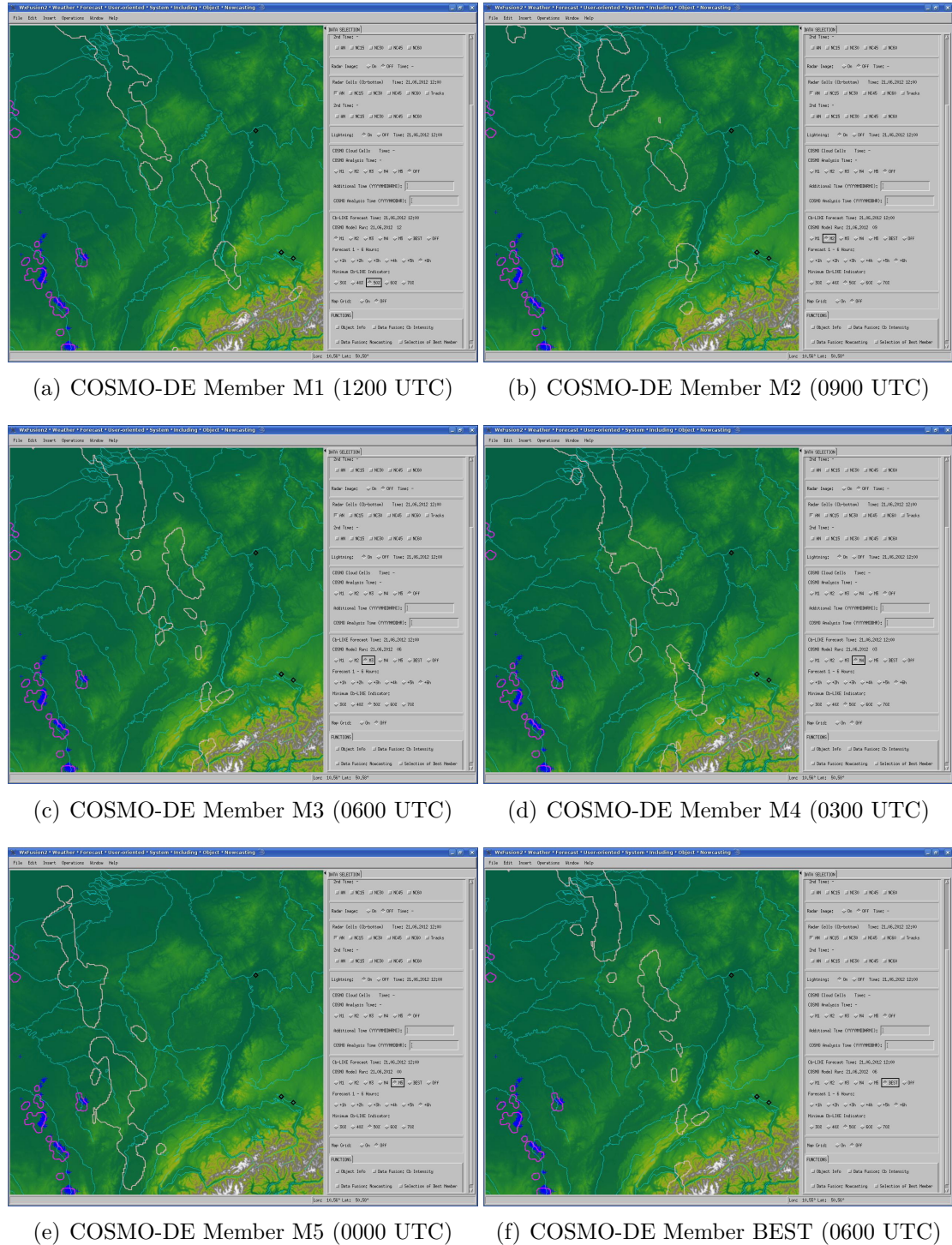


Abbildung 7.7.: Die Abbildung zeigt die Cb-LIKE Gewittervorhersagen aus den letzten fünf auswählbaren COSMO-DE Modellläufen. Dargestellt sind die Modellläufe M1 (a) bis M5 (e) sowie der am besten passende Lauf in Bild (f) für die Vorhersage am 21.06.2012 um 1800 UTC. Zur Visualisierung wurde ein Cb-LIKE Gewitterindikator von 50 ausgewählt.

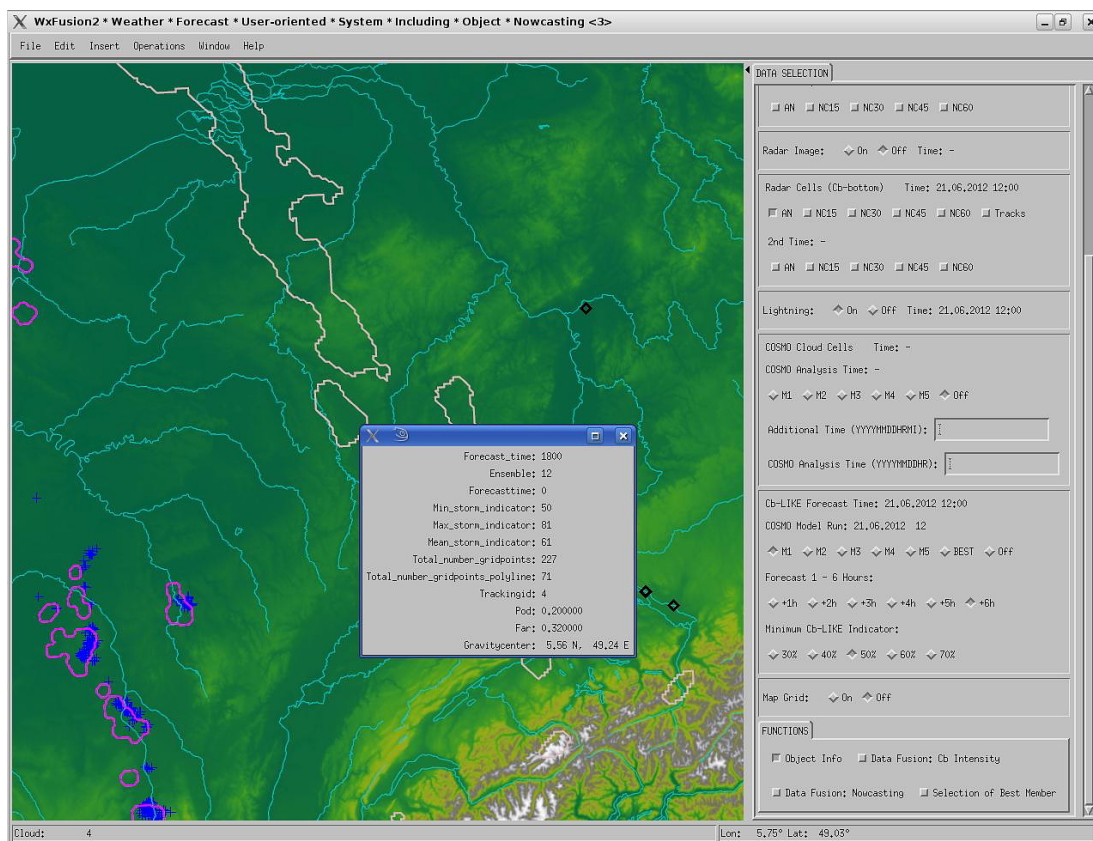


Abbildung 7.8.: Die Abbildung zeigt das Informationsfenster einer Cb-LIKE Kontur, einblendbar durch eine Mauszeigerbewegung über den entsprechenden Kartenabschnitt.

8. Zusammenfassung der Ergebnisse & Ausblick

Im ersten Teil des Schlusskapitels sollen die erreichten Ergebnisse kurz zusammengefasst werden, im zweiten Abschnitt wird die vorliegende Dissertation in Bezug zu anderen wissenschaftlichen Arbeiten gesetzt. Der dritte Teil beinhaltet einen Ausblick über weitere Verbesserungsmöglichkeiten des Cb-LIKE Algorithmus. Die vorliegende Dissertation über die Entwicklung von Cb-LIKE kann damit als Grundlage für weiterführende Arbeiten dienen.

Zusammenfassung der Ergebnisse

Das Ziel der vorliegenden Arbeit war die Entwicklung eines neuen Algorithmus zur probabilistischen Vorhersage von Gewittern bis zu sechs Stunden. Die Eingangsdaten bezieht Cb-LIKE aus dem COSMO-DE Wettermodell des DWD. Da dieses mit einer Maschenweite von nur 2,8 km eine der höchsten Auflösungen der verfügbaren operationellen Modelle besitzt, wodurch zum Beispiel größere Konvektionszellen aufgelöst werden können, eignet es sich ideal als Input für den neuen Algorithmus.

Der erste Schritt von Cb-LIKE beinhaltet eine neu entwickelte „Best-Member-Selection“. An dieser Stelle wird aus einem Ensemble der letzten fünf COSMO-DE Modellläufe der Lauf ausgewählt, der am besten die aktuelle Gewittersituation widerspiegelt. Dies geschieht über einen Objektvergleich von Rad-TRAM Analysedaten (Kober & Tafferner, 2009) mit dem synthetischen Radarfeld aus dem Modell. Dabei werden beide Datenquellen über den Grenzwert von 37 dBZ verglichen. Durch die „Best-Member-Selection“ wird somit die beste Datengrundlage für die Berechnung der Gewittervorhersagen gewährleistet. Insgesamt wurden vier verschiedene Modi für die Auswahl des besten Members entwickelt. Danach fließen die Modelldaten in den Hauptbereich des neuen Algorithmus, einem Fuzzy-Logik System, ein.

Diese Methodik wurde ausgewählt, da sie, wie bereits in der Einleitung erwähnt, verwendet werden kann, um Lösungen für Probleme zu finden, die auf ungenauen, mehrdeutigen, unvollständigen oder unpräzisen Informationen basieren. Dies gilt auch für mehrstündige Gewittervorhersagen rein aus Modelldaten, da in den numerischen Wettermodellen subskalige Parameter/Prozesse wie Bodenfeuchte oder flache Konvektion, die eine wichtige Rolle bei der Auslösung von Gewitterzellen spielen, parametrisiert werden müssen. Im Fall von Cb-LIKE wird die Fuzzy-Logik verwendet, um konkrete („scharfe“) Ausgabewerte des COSMO-DE Modells mit meteorologischem Expertenwissen zu verknüpfen, um das mögliche Auftreten von Gewittern vorherzusagen. Dies geschieht mit Hilfe unscharfer Men-

gen und einem „if...then“ Regelwerk. Insgesamt gehen vier verschiedene Modellparameter (CAPE, Vertikalwind Omega, Radarreflektivität und Temperatur an der Wolkenobergrenze) in das Fuzzy-Logik System ein. Am Ende steht dabei die Berechnung eines Gewitterindikators für jeden Gitterpunkt des COSMO-DE Modells zwischen den Grenzwerten 11,66 und 88,33. Je höher der Gewitterindikator ausfällt, desto mehr sprechen die Eingangsparameter für das Vorhandensein von Gewittern. Aus dem Output leitete sich auch der Name des neuen Algorithmus ab, dieser wird als Cb-LIKE (**C**umulonimbus **LI**KElihood) bezeichnet.

Im nächsten Schritt fand eine umfassende Verifikation der Prognosen statt, um die generelle Vorhersagequalität des neuen Algorithmus genauer zu untersuchen. Als Beobachtungs- bzw. Vergleichsdaten boten sich an dieser Stelle die Rad-TRAM Analysedaten an. Ferner wurden die Cb-LIKE Vorhersagen mit Prognosen aus dem COSMO-DE Modell verglichen, zum einen mit dem synthetischen Radarfeld, zum anderen mit der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit. Somit sollte die Frage beantwortet werden, ob es möglich ist, allein durch Kombination von ausgewählten Datenfeldern nach meteorologischem Sachverstand (Cb-LIKE) bessere Gewittervorhersagen zu erzielen als rein aus der Modellphysik (synth. Radarfeld, Gewitterwahrscheinlichkeit) berechnete. Als Verifikationsmethodik wurde sich an dieser Stelle für die „Neighborhood Verification“ nach z.B. Ebert (2008) unter Verwendung von „Multi-event Contingency Tables“ nach Atger (2001) mit einem deterministischen Ansatz entschieden. Als erstes wurden aus allen drei Vorhersagefeldern über die Wahl bestimmter Grenzwerte (Indikator, dBZ, Gewitterwahrscheinlichkeit) Vorhersageobjekte definiert, um diese anschließend mit den Rad-TRAM Analysedaten deterministisch zu vergleichen. Durch die Anwendung der „Neighborhood Verification“ konnte dabei auch der räumliche Abstand zwischen Beobachtung und Vorhersage berücksichtigt werden. Die Verwendung der „Multi-event Contingency Tables“ ermöglichte dagegen eine umfassende Analyse der drei Vorhersagefelder auf unterschiedlichen Skalen (Umgebungen, Grenzwerte). Insgesamt wurden vier verschiedene Verifikationsgrößen (POD, FAR, CSI und BIAS) berechnet. Um die drei Vorhersagefelder (Cb-LIKE, synthetisches Radarfeld, COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit) sinnvoll miteinander vergleichen zu können, wurde in allen Fällen der BIAS auf seinen Idealwert von 1 getunt. Die Grenzwerte für das erfolgreiche Tuning waren 41 dBZ für das synthetische Radarfeld sowie der Indikatorwert 30 für den Cb-LIKE Algorithmus mit den extra breiten Übergängen in seinen Fuzzy-Input Sets. Für die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit wurde ein Wert von 13,6 % bestimmt. Für einen nahezu gleichen BIAS wies Cb-LIKE im Vergleich mit dem synthetischen Radarfeld, gemittelt über das Umgebungsensemble, bessere Resultate in Form einer höheren POD (0,52 zu 0,45), eines niedrigeren FAR (0,48 zu 0,56) sowie eines höheren CSI (0,36 zu 0,30) auf. Etwas andere Ergebnisse wurden im Vergleich des neuen Algorithmus mit der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit erzielt. Gemittelt über alle Umgebungen wies Cb-LIKE leicht schlechtere Ergebnisse in den Verifikationsgrößen auf. Die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit zeigte dabei ein niedrigeres Fehlalarmverhältnis (0,45 zu 0,48), eine höhere POD (0,55 zu 0,52) und einen höheren CSI (0,39 zu 0,36). Da aber ein Wahrscheinlichkeitswert von 13,6 %, im Gegensatz zu einem Indikator von 30 und dem dBZ-Wert

von 41, für einen möglichen Nutzer der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit als nicht praxistauglich erschien, wurden die Verifikationsergebnisse zusätzlich für eine Wahrscheinlichkeit von 30 % berechnet. Dieser Wert ist an den verwendeten Indikator von 30 angelehnt. Ein erneuter Vergleich der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit und Cb-LIKE erbrachte nun etwas andere Ergebnisse. Nun wies die Gewitterwahrscheinlichkeit, gemittelt über alle Umgebungen, einen niedrigeren BIAS (0,64 zu 1), ein niedrigeres Fehlalarmverhältnis (0,44 zu 0,48), aber auch eine deutlich kleinere POD (0,36 zu 0,52) und CSI (0,28 zu 0,36) auf. Zusammengefasst kann man also festhalten, dass, getunt für einen BIAS = 1, die COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit leicht bessere Ergebnisse aufwies. Bezogen auf in der Praxis anwendbare Grenzwerte schnitt der Cb-LIKE Algorithmus allerdings besser ab. Aus dem gesamten Vergleich der drei Vorhersagefelder konnte letztendlich die Aussage abgeleitet werden, dass Cb-LIKE eine sinnvolle neue Methodik für Gewittervorhersagen von hoher Qualität auf der Datenbasis des COSMO-DE Modells darstellt. Somit konnte die zu klärende wissenschaftliche Frage positiv beantwortet werden.

Zusätzlich wurden noch weitere Studien durchgeführt, um noch mehr Erfahrungen mit dem neuen Algorithmus zu sammeln. So zeigte die differenzierte Betrachtung der ein- bis sechsständigen Vorhersagen die erwartete Zunahme der Prognoseungenauigkeit von Cb-LIKE bei zunehmender Vorhersagedauer. Gemittelt über das Umgebungsensemble, wiesen die Verifikationsgrößen für die einstündigen Prognosen (FAR = 0,40 , POD = 0,71, CSI = 0,49) deutlich bessere Werte auf als für die sechsständigen Vorhersagen (FAR = 0,51 , POD = 0,44, CSI = 0,31).

Auch wurde der Einfluss der „Best-Member-Selection“ auf die Genauigkeit der Cb-LIKE Vorhersagen untersucht. Bei der automatischen Auswahl des am besten passenden Members wiesen die vier Verifikationsgrößen leicht veränderte Werte auf. Bezogen auf die kleinste Umgebung, nahm der BIAS für alle vier Modi der „Best-Member-Selection“ niedrigere Werte an (1,03 bis 0,99) im Vergleich zu den Ergebnissen ohne Auswahl des besten Members (1,12). Dies hatte negative Auswirkungen auf die drei anderen Verifikationsgrößen, insbesondere auf die POD. Diese besaß, im Vergleich zu den Ergebnissen ohne Auswahl des besten Members (0,34), etwas niedrigere Werte (0,32 bis 0,30). Für das Fehlalarmverhältnis und den CSI galt dies ebenfalls. Dass die Verifikationsergebnisse mit Anwendung der „Best-Member-Selection“ keine besseren Resultate aufwiesen deckte sich mit den in Bright & Nutter (2004) vorgestellten Ergebnissen. In der vorliegenden Verifikation war dies sehr wahrscheinlich eine Folge der verwendeten Modelldomain von ca. 400.000 km². Diese war zu groß, so dass sich die Vorteile der automatischen Auswahl des besten Members aus dem COSMO-DE Ensemble nicht in den Ergebnissen niederschlagen konnten. Vielmehr bewirkte die Tatsache, dass sich im Modellausschnitt zu verschiedenen Vorhersagezeiten in unterschiedlichen Gebieten Gewitter bilden bzw. abschwächen können, dass die „Best-Member-Selection“ keinen Mehrwert für Cb-LIKE bot. Anders sah es auf der regionalen Ebene mit einem deutlich kleineren Modellausschnitt aus, wie an einem Beispiel gezeigt wurde. So könnte die „Best-Member-Selection“ für die Berechnung der Vorhersagen einzelner Gewitterzellen in einer kleinen Domain (z.B. Flughafenumgebung) einen

Mehrwert bieten.

Um die Frage zu beantworten, wie sich die Fuzzy-Logik auf die Vorhersageergebnisse von Cb-LIKE auswirkt, wurde die komplette Verifikation zusätzlich mit komplementären Input Sets gerechnet. In diesem Fall findet keine Fuzzifizierung der Eingangsparameter statt, es existieren also keine Übergangsbereiche zwischen den einzelnen Sets eines Parameters. Aussagen über die Eingangsparameter können damit nur noch als falsch oder richtig („0“ oder „1“) klassifiziert werden, wodurch die menschliche Komponente aus dem Vorhersagesystem entfällt, da die Einteilung eines Parameters in klassische, komplementäre Mengen mit starren Grenzen nicht der menschlichen Natur entspricht. Als Folge dessen beschränkte sich die Berechnung des Cb-LIKE Indikators auf die Mittelwerte der fünf Output Sets (11,66, 30, 50, 70 und 88,33). Dadurch ließ sich die Qualität der Cb-LIKE Prognosen nur eingeschränkt beurteilen, da für unterschiedliche Skalen (Grenzwerte + Umgebungen) teilweise die gleichen Ergebnisse in den Verifikationsgrößen beobachtet wurden. Auch waren die Unterschiede zwischen den einzelnen Skalen sehr groß. Bei Anwendung der kleinsten Umgebung (Kantenlänge 2,8 km) wies der BIAS für die Indikatoren 20 und 30 jeweils einen Wert von 2,28 auf, für die Indikatoren 40 und 50 je einen Wert von 0,43 und für die Indikatoren 60 und 70 einen Wert von 0,16. Diese inhomogene Verteilung konnte über das gesamte Umgebungsensemble beobachtet werden und galt auch für die drei anderen Verifikationsgrößen (POD, CSI, FAR). Die Verwendung von verschiedenen Indikatoren in der Berechnung der Prognosen führte also teilweise zu gleichen Ergebnissen bezüglich deren Genauigkeit. Durch diese Problematik war kein sinnvoller Vergleich von Cb-LIKE (mit komplementären Sets) mit dem synthetischen Radarfeld oder der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit möglich, da ein Tuning des BIAS auf seinen Idealwert von 1 nicht durchgeführt werden konnte. Auch wurde durch die Inhomogenität die Suche nach der bestimmten Skala eingeschränkt, für die der Algorithmus die zuverlässigsten Prognosen aufweist. Eine vernünftige Aussage über die Vorhersagequalität des neuen Algorithmus für Gewittervorhersagen auf der Basis des COSMO-DE Modells konnte also auf diese Weise nicht getroffen werden. Dagegen ist Cb-LIKE mit Verwendung der intermediären Input Sets ein deutlich homogeneres Vorhersagesystem, da sich die Verwendung von verschiedenen Skalen (Grenzwerte + Umgebungen) immer unterschiedlich auf die Prognosegenauigkeiten auswirkt. So zeigte etwa der BIAS für das komplette Grenzwertensemble (Indikatorwerte 20 bis 80) eine durchgängige Abnahme seiner Werte von niedrigen zu hohen Indikatoren. Bei Verwendung der kleinsten Umgebung waren dies folgende: 1,96, 1,12, 0,61, 0,20, 0,08, 0,02, 0,01. Dadurch konnte Cb-LIKE gut mit dem synthetischen Radarfeld und der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit verglichen (Stichwort BIAS Tuning) und die Skala gefunden werden, für die der Algorithmus die zuverlässigsten Prognosen bietet. Diese Vorteile entfielen bei der Verwendung von komplementären Input Sets.

Ein weiterer Punkt der Verifikation beinhaltete eine Sensitivitätsstudie mit 54 verschiedenen Einstellungen des Cb-LIKE Algorithmus. Die Vorhersagen wurden dabei mit unterschiedlichen Parametergewichtungen und/oder Fuzzy-Input Sets (verschiedene Zugehörigkeitsfunktionen) gerechnet, um mehr Erfahrungen mit Cb-LIKE zu sammeln. Die abgeschlossene Sensitivitätsstudie zeigte, dass die

Verifikationsergebnisse sehr sensibel gegenüber diversen Einstellungen des Fuzzy-Logik Systems sind. Das Tuning des Systems mit verschiedenen Einstellungen könnte dabei in Zukunft eine sehr wichtige Rolle spielen, um den Algorithmus auf zum Beispiel bestimmte Wettersituationen abzustimmen.

Am Ende der Verifikation konnten die Indikatorwerte von 20 bis 80 durch das berechnete Fehlalarmverhältnis (FAR) in mittlere Gewitterwahrscheinlichkeiten übersetzt werden. Das „False Alarm Ratio“ sagt aus, wie viele Vorhersageobjekte aus Cb-LIKE im Mittel Fehlalarme sind, also keine Überlappung mit einem Beobachtungsobjekt aus Rad-TRAM aufweisen. Dies ist abhängig von dem gewählten Indikator als Grenzwert zur Objektbildung aus dem Cb-LIKE Vorhersagefeld. $1 - FAR$ ist folglich die Wahrscheinlichkeit, mit der die Cb-LIKE Vorhersageobjekte Treffer („hits“) darstellen, sich also mit Rad-TRAM Beobachtungsobjekten überlappen. Damit konnten die verschiedenen Indikatorwerte in die gewünschten probabilistischen Vorhersagen übersetzt werden.

Zur ansprechenden Visualisierung der Gewittervorhersagen aus Cb-LIKE wurden diese in einem letzten Arbeitsschritt in das WxFUSION System (Tafferner et al., 2008) implementiert. Somit können die Prognosen verwendet werden, ohne dass ein möglicher Nutzer mit dem Programmcode von Cb-LIKE in Berührung kommen muss. Auch bietet sich nun die Möglichkeit eines schnellen und unkomplizierten Vergleiches mit anderen Datenquellen, etwa zur Verlängerung von Gewittervorhersagen aus z.B. Nowcasting-Verfahren sowie zu rein wissenschaftlichen Zwecken.

Bezug zu anderen wissenschaftlichen Arbeiten

Fuzzy-Logik Systeme finden in der Meteorologie ein breites Anwendungsspektrum, so zum Beispiel in Algorithmen zur Vorhersage der Wahrscheinlichkeit von Strahlungsnebel (Murtha, 1995), Wolkenhöhe und Fernsicht (Hansen, 2007) oder auch die Prognose von Blitzen (Kuk et al., 2012). Auch auf dem Gebiet der Gewittervorhersagen gibt es Anwendungsbeispiele der Fuzzy-Logik, siehe dazu etwa Mueller et al. (2003). In dieser Veröffentlichung wird eine Fuzzy-Logik Routine zur Kombination der auf Beobachtungen (Radar, Satellit, Sondierung, „Mesonet“ und Profiler) basierenden Datenfelder verwendet. Diese, für Anwendungen in der Meteorologie konzipierten Fuzzy-Logik Systeme, wurden vor der Entwicklung von Cb-LIKE studiert und die Erkenntnisse daraus flossen in das Konzept des neuen Algorithmus mit ein. Durch die Wahl des COSMO-DE Modells als primäre Datenbasis wurde versucht, die Vorteile von numerischen Wettermodellen für Cb-LIKE zu nutzen. Dabei weisen Vorhersagen aus NWP Modelloutput eine gute zeitliche/räumliche Auflösung auf, deutlich besser als zum Beispiel Gewittervorhersagesysteme auf der Basis von Radiosondendaten aus Radiosondenaufstiegen (vgl. Mueller et al., 1993; Manzato, 2005). Auch sind damit längerfristige Prognosen möglich, im Falle des COSMO-DE Modells bis zu 21 Stunden (vgl. Baldauf et al., 2011a). Zudem beinhaltet der numerische Modelloutput verschiedene, für die Vorhersage von Gewittern schon bekannte Indizes wie CAPE oder Vertikalwind (vgl. Verret et al., 2002). Die neu entwickelte „Best-Member-Selection“ verknüpft Cb-LIKE mit einer Fernerkundungsmethode basierend auf

Echtzeit Radardaten (Rad-TRAM; Kober & Tafferner, 2009). Dadurch fließen Beobachtungsdaten von hoher Qualität in den neuen Algorithmus ein. Das Ziel der „Best-Member-Selection“ ist dabei die Verbesserung der Cb-LIKE Vorhersagen durch Auswahl des zur aktuellen Wettersituation am besten passenden Modellaufes aus einem COSMO-DE „time-lagged“ Ensemble. In der Literatur gibt es ebenfalls einige Ansätze in diese Richtung wie etwa Stensrud et al. (1999) („Using Ensembles for Short-Range Forecasting“) oder McSweeney et al. (2012) („Selecting Ensemble Members to Provide Regional Climate Change Information“). Der Einfluss der „Best-Member-Selection“ auf die Prognosegenauigkeit von Cb-LIKE bzw. die generelle Vorhersagequalität des neuen Algorithmus wurde innerhalb einer umfassenden Verifikation genau untersucht. Zu diesem Zweck wurde sich, anstatt eine der klassischen Verifikationsmethoden zu verwenden, für die „Neighborhood-Verification“ Technik nach zum Beispiel Ebert (2008) entschieden. Mit diesem relativ neuen Ansatz konnte der räumliche Abstand zwischen Beobachtung und Vorhersage in der Verifikation berücksichtigt werden. Die geplante Erweiterung der Datenbasis vom deterministischen COSMO-DE Modell auf das COSMO-DE „Ensemble Prediction System“ (Theis et al., 2012), könnte den Cb-LIKE Algorithmus in Zukunft an den bereits in der Literatur (z.B. Buizza et al., 2005) beschriebenen Vorteilen von Ensemblevorhersagen teilhaben lassen.

Mit dem neu entwickelten Algorithmus Cb-LIKE wurde also versucht, möglichst viele Vorteile der in der Literatur beschriebenen Methoden zur Gewittervorhersage miteinander zu verbinden. Die Kombination verschiedener Parameter von zeitlich und räumlich hochauflösenden Modellvorhersagen innerhalb des Fuzzy-Logik Systems ermöglicht eine Verringerung der Unsicherheiten der Modellprognosen, wie es bei einem Ensemblevorhersagesystem üblich ist. Mit Anwendung der Fuzzy-Logik kann dabei auf starre Grenzwerte in Bezug auf Aussagen über Gewitterentwicklung verzichtet werden. Durch die implementierte „Best-Member-Selection“ fließen Fernerkundungsdaten von hoher Qualität in den Algorithmus ein. Die Verknüpfung mit Informationen über die aktuelle Gewittersituation ermöglicht die Auswahl des besten Members aus einem COSMO-DE „time-lagged“ Ensemble zur Berechnung der Cb-LIKE Gewittervorhersagen. Mit der Wahl der „Neighborhood-Verification“ Methodik wurde eines der in den letzten Jahren neu entwickelten Verifikationsmaße verwendet. Dadurch konnte die Vorhersagequalität von Cb-LIKE ohne Beschränkungen durch die klassischen Verifikationsmethoden untersucht und ausgewertet werden

Ausblick

Ein erster Ansatz zur Verbesserung der Cb-LIKE Vorhersagen ist die Verwendung weiterer Datenquellen für die Eingangsparameter. Aus der COSMO Modellfamilie des DWD würde sich das COSMO-DE-EPS bzw. KENDA („Km-Scale Ensemble-Based Data Assimilation“) anbieten. Das COSMO-DE EPS stellt, im Gegensatz zum COSMO-DE Modell, für jeden Ausgabezeitpunkt ein Ensemble aus 20 Members zur Verfügung, die unter Verwendung von unterschiedlichen seitlichen Rand-/Anfangsbedingungen und Differenzen in der Modellphysik berechnet werden, siehe dazu auch Theis et al. (2005). EPS ist dabei eine Abkürzung

für „Ensemble Prediction System“. Würde man also die „Best-Member-Selection“ des Cb-LIKE Algorithmus mit den fünf letzten Modellläufen aus dem COSMO-DE-EPS Modell füttern, könnte man aus einem 100 Member großen Ensemble den besten Modelllauf auswählen. Dies sollte auf jeden Fall eine Verbesserung der Vorhersagequalität nach sich ziehen. Bei KENDA handelt es sich um ein Projekt, dessen Ziel die Entwicklung eines neuen, auf einem Ensemble basierenden Systems zur Assimilierung von Daten für die konvektive Skala (1 bis 3 km Maschenweite) ist. Dieses System soll unter anderem auch positive Effekte auf die Vorhersage von konvektiven Situationen bieten. Weiterführende Informationen sind auf der COSMO Homepage zu KENDA¹ zu finden.

Ein weiterer Verbesserungspunkt ist die Anwendung der „Best-Member-Selection“ in kleineren Gebieten. Die Verifikationsergebnisse haben gezeigt, dass die Auswahl des besten Modelllaufes in einer großen Domain im Vergleich zur neuesten Prognose keine Vorteile mit sich bringt. So ist es zum Beispiel denkbar, die „Best-Member-Selection“ nur in Flughafenumgebung anzuwenden. Eine weitere Verbesserungsmöglichkeit wäre eine Änderung des Objektvergleiches. Bislang wird der beste Modelllauf über einen Objektvergleich der Rad-TRAM Analysedaten mit dem synthetischen Radarfeld gesucht, bei einem Grenzwert von 37 dBZ. Der neue Ansatz würde hingegen einen Abgleich zwischen Cb-LIKE Indikatorobjekten mit den Rad-TRAM Analysedaten bevorzugen. Um einen sinnvollen Vergleich zu gewährleisten, sollte dazu der Indikator bestimmt werden, mit dem die Cb-LIKE Vorhersageobjekte im Mittel die gleiche Größe aufweisen wie die Rad-TRAM Starkniederschlagszellen. Durch diesen Ansatz sind die Cb-LIKE Vorhersagen direkt in die „Best-Member-Selection“ eingebunden, was zu einer Verbesserung der Vorhersagequalität führen könnte.

Ein weiterer Punkt ist die Hinzunahme bzw. das Austesten weiterer meteorologischer Größen innerhalb von Cb-LIKE. In dieser Hinsicht ist das Fuzzy-Logik System leicht erweiterbar. Größen wie etwa die Scherung, Sonneneinstrahlung, orographische Forcierung oder auch die Jetstream Divergenz spielen eine wichtige Rolle bei der Entwicklung von Gewittern. Dadurch könnte die Gewitterforcierung in Bezug auf unterschiedliche Wetterlagen im Cb-LIKE Algorithmus abgebildet bzw. berücksichtigt werden.

Für eine künftige Nutzung der Vorhersagen gäbe es zwei weitere interessante Möglichkeiten. Zum einen könnten sie in das Vorhersagesystem/Postprocessing des COSMO Outputs eingebunden werden. Die zweite Möglichkeit wäre eine direkte Verlinkung und Darstellung der längerfristigen Cb-LIKE Prognosen mit den Kurzzeitvorhersagen von Gewittern aus zum Beispiel Cb-TRAM oder Rad-TRAM in einem eigenständigen Algorithmus. Dadurch wäre eine nahtlose Vorhersage von Gewittern („seamless prediction“) gewährleistet.

Wie in den letzten vier Abschnitten gezeigt, ist die Entwicklung des neuen Algorithmus noch nicht abgeschlossen. Die vorgestellte Standardversion von Cb-LIKE könnte durch weitere Arbeiten in verschiedene Richtungen erweitert bzw. entwickelt werden, um am Ende noch bessere Gewitterprognosen zu ermöglichen.

¹COSMO Homepage - KENDA: siehe Kapitel D [19.05.2015]

A. Zusammenstellung der Datenquellen

Datenquelle	Datentyp	Zeitschritt	Auflösung
COSMO-DE Modell	CAPE	1h	2,8 km
	Vertikalwind Omega (500 hPa)	1h	2,8 km
	Radarreflektivität	1h	2,8 km
	Temperatur Wolkenobergrenze	1h	2,8 km
	Gewitterwahrscheinlichkeit	1h	2,8 km
Rad-TRAM	Starkniederschlagszellen	15 min	2x2 km

Tabelle A.1.: Übersicht über die in der vorliegenden Arbeit verwendeten Datenquellen mit dazugehörigem Datentyp, Zeitschritt sowie der Auflösung.

B. Fuzzy-Logik Regelwerk

B.1. Regelwerk: Standardeinstellung

If (*CTT_hoch* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_niedrig*)
then *INDIKATOR „sehr niedrig“*

If (*CTT_hoch* and *CAPE_moderat* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_niedrig*)
then *INDIKATOR „sehr niedrig“*

If (*CTT_hoch* and *CAPE_hoch* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_niedrig*)
then *INDIKATOR „niedrig“*

If (*CTT_hoch* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_niedrig*)
then *INDIKATOR „sehr niedrig“*

If (*CTT_hoch* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_niedrig*)
then *INDIKATOR „niedrig“*

If (*CTT_hoch* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_moderat*)
then *INDIKATOR „sehr niedrig“*

If (*CTT_hoch* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_hoch*)
then *INDIKATOR „niedrig“*

If (*CTT_hoch* and *CAPE_moderat* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_niedrig*)
then *INDIKATOR „niedrig“*

If (*CTT_hoch* and *CAPE_hoch* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_niedrig*)
then *INDIKATOR „niedrig“*

If (*CTT_hoch* and *CAPE_moderat* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_niedrig*)
then *INDIKATOR „niedrig“*

If (*CTT_hoch* and *CAPE_hoch* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_niedrig*)
then *INDIKATOR „moderat“*

If (*CTT_hoch* and *CAPE_moderat* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_moderat*)
then *INDIKATOR „niedrig“*

If (*CTT_hoch* and *CAPE_hoch* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_moderat*)
then *INDIKATOR „niedrig“*

If (*CTT_hoch* and *CAPE_moderat* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_hoch*)
then *INDIKATOR „niedrig“*

If (*CTT_hoch* and *CAPE_hoch* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_hoch*)
then *INDIKATOR „moderat“*

If (*CTT_hoch* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_moderat*)
then *INDIKATOR „niedrig“*

If (*CTT_hoch* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_moderat*)
then *INDIKATOR „niedrig“*

If (*CTT_hoch* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_hoch*)
then *INDIKATOR „niedrig“*

If (*CTT_hoch* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_moderat*)
 then *INDIKATOR „moderat“*
 If (*CTT_hoch* and *CAPE_moderat* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_moderat*)
 then *INDIKATOR „niedrig“*
 If (*CTT_hoch* and *CAPE_hoch* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_moderat*)
 then *INDIKATOR „moderat“*
 If (*CTT_hoch* and *CAPE_moderat* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_hoch*)
 then *INDIKATOR „moderat“*
 If (*CTT_hoch* and *CAPE_moderat* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_moderat*)
 then *INDIKATOR „moderat“*
 If (*CTT_hoch* and *CAPE_hoch* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_hoch*)
 then *INDIKATOR „hoch“*
 If (*CTT_hoch* and *CAPE_moderat* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_hoch*)
 then *INDIKATOR „hoch“*
 If (*CTT_hoch* and *CAPE_hoch* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_hoch*)
 then *INDIKATOR „hoch“*
 If (*CTT_hoch* and *CAPE_hoch* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_hoch*)
 then *INDIKATOR „hoch“*

If (*CTT_moderat* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_niedrig*)
 then *INDIKATOR „sehr niedrig“*
 If (*CTT_moderat* and *CAPE_moderat* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_niedrig*)
 then *INDIKATOR „niedrig“*
 If (*CTT_moderat* and *CAPE_hoch* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_niedrig*)
 then *INDIKATOR „niedrig“*
 If (*CTT_moderat* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_niedrig*)
 then *INDIKATOR „niedrig“*
 If (*CTT_moderat* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_niedrig*)
 then *INDIKATOR „niedrig“*
 If (*CTT_moderat* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_moderat*)
 then *INDIKATOR „niedrig“*
 If (*CTT_moderat* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_hoch*)
 then *INDIKATOR „niedrig“*
 If (*CTT_moderat* and *CAPE_moderat* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_niedrig*)
 then *INDIKATOR „niedrig“*
 If (*CTT_moderat* and *CAPE_hoch* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_niedrig*)
 then *INDIKATOR „moderat“*
 If (*CTT_moderat* and *CAPE_moderat* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_niedrig*)
 then *INDIKATOR „moderat“*
 If (*CTT_moderat* and *CAPE_hoch* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_niedrig*)
 then *INDIKATOR „hoch“*
 If (*CTT_moderat* and *CAPE_moderat* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_moderat*)
 then *INDIKATOR „niedrig“*
 If (*CTT_moderat* and *CAPE_hoch* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_moderat*)
 then *INDIKATOR „moderat“*

If (*CTT_moderat* and *CAPE_moderat* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_hoch*)
 then *INDIKATOR „moderat“*
 If (*CTT_moderat* and *CAPE_hoch* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_hoch*)
 then *INDIKATOR „hoch“*
 If (*CTT_moderat* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_moderat*)
 then *INDIKATOR „niedrig“*
 If (*CTT_moderat* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_moderat*)
 then *INDIKATOR „moderat“*
 If (*CTT_moderat* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_hoch*)
 then *INDIKATOR „moderat“*
 If (*CTT_moderat* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_moderat*)
 then *INDIKATOR „hoch“*
 If (*CTT_moderat* and *CAPE_moderat* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_moderat*)
 then *INDIKATOR „moderat“*
 If (*CTT_moderat* and *CAPE_hoch* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_moderat*)
 then *INDIKATOR „hoch“*
 If (*CTT_moderat* and *CAPE_moderat* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_hoch*)
 then *INDIKATOR „hoch“*
 If (*CTT_moderat* and *CAPE_moderat* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_moderat*)
 then *INDIKATOR „hoch“*
 If (*CTT_moderat* and *CAPE_hoch* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_hoch*)
 then *INDIKATOR „hoch“*
 If (*CTT_moderat* and *CAPE_moderat* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_hoch*)
 then *INDIKATOR „hoch“*
 If (*CTT_moderat* and *CAPE_hoch* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_hoch*)
 then *INDIKATOR „hoch“*
 If (*CTT_moderat* and *CAPE_hoch* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_hoch*)
 then *INDIKATOR „sehr hoch“*

If (*CTT_niedrig* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_niedrig*)
 then *INDIKATOR „niedrig“*
 If (*CTT_niedrig* and *CAPE_moderat* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_niedrig*)
 then *INDIKATOR „niedrig“*
 If (*CTT_niedrig* and *CAPE_hoch* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_niedrig*)
 then *INDIKATOR „moderat“*
 If (*CTT_niedrig* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_niedrig*)
 then *INDIKATOR „niedrig“*
 If (*CTT_niedrig* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_niedrig*)
 then *INDIKATOR „moderat“*
 If (*CTT_niedrig* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_moderat*)
 then *INDIKATOR „niedrig“*
 If (*CTT_niedrig* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_hoch*)
 then *INDIKATOR „moderat“*
 If (*CTT_niedrig* and *CAPE_moderat* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_niedrig*)
 then *INDIKATOR „moderat“*

If (*CTT_niedrig* and *CAPE_hoch* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_niedrig*)
 then *INDIKATOR „hoch“*
 If (*CTT_niedrig* and *CAPE_moderat* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_niedrig*)
 then *INDIKATOR „hoch“*
 If (*CTT_niedrig* and *CAPE_hoch* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_niedrig*)
 then *INDIKATOR „hoch“*
 If (*CTT_niedrig* and *CAPE_moderat* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_moderat*)
 then *INDIKATOR „moderat“*
 If (*CTT_niedrig* and *CAPE_hoch* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_moderat*)
 then *INDIKATOR „hoch“*
 If (*CTT_niedrig* and *CAPE_moderat* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_hoch*)
 then *INDIKATOR „hoch“*
 If (*CTT_niedrig* and *CAPE_hoch* and *RADAR_niedrig* and *OMEGA_hoch*)
 then *INDIKATOR „hoch“*
 If (*CTT_niedrig* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_moderat*)
 then *INDIKATOR „moderat“*
 If (*CTT_niedrig* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_moderat*)
 then *INDIKATOR „hoch“*
 If (*CTT_niedrig* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_hoch*)
 then *INDIKATOR „hoch“*
 If (*CTT_niedrig* and *CAPE_niedrig* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_moderat*)
 then *INDIKATOR „hoch“*
 If (*CTT_niedrig* and *CAPE_moderat* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_moderat*)
 then *INDIKATOR „hoch“*
 If (*CTT_niedrig* and *CAPE_hoch* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_moderat*)
 then *INDIKATOR „hoch“*
 If (*CTT_niedrig* and *CAPE_moderat* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_hoch*)
 then *INDIKATOR „hoch“*
 If (*CTT_niedrig* and *CAPE_moderat* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_moderat*)
 then *INDIKATOR „hoch“*
 If (*CTT_niedrig* and *CAPE_hoch* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_hoch*)
 then *INDIKATOR „sehr hoch“*
 If (*CTT_niedrig* and *CAPE_moderat* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_hoch*)
 then *INDIKATOR „sehr hoch“*
 If (*CTT_niedrig* and *CAPE_hoch* and *RADAR_moderat* and *OMEGA_hoch*)
 then *INDIKATOR „sehr hoch“*
 If (*CTT_niedrig* and *CAPE_hoch* and *RADAR_hoch* and *OMEGA_hoch*)
 then *INDIKATOR „sehr hoch“*

C. Abkürzungen und Akronyme

ANC	Auto-Nowcast System
CAPE	Convective Available Potential Energy
Cb-LIKE	Cumulonimbus-LIKElihood
Cb-TRAM	Cumulonimbus Tracking And Monitoring
CI	Convective Initiation
COSMO	COnsortium for Small-Scale MOdelling
COSMO-DE	COSMO Modellversion (LMK) mit einer Auflösung von 2,8 km
COSMO-DE-EPS	COSMO-DE-Ensemble Prediction System
COSMO-EU	COSMO Modellversion (LME) mit einer Auflösung von 7,0 km
CSI	Critical Success Index
DCAPE	Downdraft CAPE
DLR	Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt
DWD	Deutscher Wetterdienst
Eurocontrol	European Organisation for the Safety of Air Navigation
ESA	European Space Agency
EUMETSAT	European Organisation for the Exploitation of Meteorological Satellites
FAR	False Alarm Ratio
GEFS	Global Ensemble Forecast System
GFS	Global Forecast System
GME	Global-Modell
GSM	Global Spectral Model
IFS	Integrated Forecasting System
HRV	High-Resolution Visible
IR	Infrared
KENDA	Km-Scale Ensemble-Based Data Assimilation
KONRAD	Konvektionsentwicklung in Radarprodukten

LCL	Lifting Condensation Level
LFC	Level of Free Convection
LI	Lifted Index
LINET	Lightning Detection Network
LNB	Level of Neutral Buoyancy
MIGFA	Machine Intelligence Gust Front Detection Algorithm
MLCAPE	Mean Layer CAPE
MOS	Model Output Statistics
MUCAPE	Most Unstable CAPE
MSG	Meteosat Second Generation
NAEFS	North American Ensemble Forecast System
NCAR	National Center for Atmospheric Research
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
NSSL	National Severe Storm Laboratory
NWP	Numerical Weather Prediction
PPPF	Probabilistic Postprocessed Forecasts
POD	Probability of Detection
POLDIRAD	Polarisations-Doppler Radar
Rad-TRAM	Radar Tracking And Monitoring
RG	COSMO-DE Modellgröße: Gesamtniederschlag
ROC	Relative Operating Curve
RSS	Root-Sum-Square
SBCAPE	Surface Based CAPE
SEVIRI	Spinning Enhanced Visible and InfraRed Imager
SI	Showalter Index
SREF	Short-Range Ensemble Forecast System
STEPS	Short-Term Ensemble Prediction System
SYNRAD	Synthetische Radarfelder
SYNSAT	Synthetische Satellitenfelder
TITAN	Thunderstorm Identification, Tracking, Analysis and Nowcasting
TT	Total Totals Index
QG	COSMO-DE Modellgröße: Graupelgehalt

QR	COSMO-DE Modellgröße: Regenwasser
QS	COSMO-DE Modellgröße: Schneegehalt
UWCI	The University of Wisconsin Convective Initiation
WDSS	Warning Decision Support System
WV	Water Vapour
WxFUSION	Weather Forecast User oriented System Including Object Nowcasting

D. Links

Reihenfolge der Links wie sie im Text auftauchen:

Online-Lexikon des DWD zur MOS Technik:

http://www.dwd.de/sid_nSBLTcMPByyy2Jj2nLwVXj1MvvGJ2QyjbT7wr5GQJ7XwRcQPFVVC!132699407!882452698!1406979119878/bvbw/appmanager/bvbw/dwdwwwDesktop?_nfpb=true&_pageLabel=dwdwww_result_page&portletMasterPortlet_ilgsbDocumentPath=Navigation%2FForschung%2FAnalyse__Modellierung%2FFU__IV__iinterpret__allg__node.html%3F__nnn%3Dtrue

NOAA Homepage zu atmosphärischen Stabilitätsindizes

<http://www.srh.noaa.gov/ffc/?n=gloss2>

NSSL Homepage zu Gewittern:

<http://www.nssl.noaa.gov/education/svrwx101/thunderstorms/>

Meteorologisches Glossar zur Multizelle der Amerikanischen Meteorologischen Gesellschaft:

http://glossary.ametsoc.org/wiki/Multicell_convective_storm

Meteorologisches Glossar zur Superzelle der Amerikanischen Meteorologischen Gesellschaft:

<http://glossary.ametsoc.org/wiki/Supercell>

Online-Lexikon des DWD zur Superzelle:

<http://www.deutscher-wetterdienst.de/lexikon/index.htm?ID=S&DAT=Superzelle>

Homepage der Universität von Wyoming - Radiosondenaufstiege:

<http://www.weather.uwyo.edu/upperair/sounding.html>

Homepage des National Weather Service zu aktuellen MOS-Produkten

<http://www.nws.noaa.gov/mdl/synop/products.php.outage>

Homepage des National Weather Service zu Ensemble Prediction Systems (EPS)

<http://www.emc.ncep.noaa.gov/GEFS/.php>

Homepage des internationalen Konsortiums COSMO:

<http://www.cosmo-model.org>

DWD Homepage - COSMO-DE Modell:

http://www.dwd.de/bvbw/appmanager/bvbw/dwdwwwDesktop?_nfpb=true&_state=maximized&_windowLabel=T43402627281174304668504&T43402627281174304668504gsbDocumentPath=Navigation%2FForschung%2FAnalyse__Modellierung%2FFU__NM__LMK__node.html%3F__nnn%3Dtrue&_pageLabel=_dwdwww_spezielle_nutzer_hobbymeteorologen_vorhersage

Online Lexikon des DWD:

<http://www.dwd.de/lexikon>

Estofex Homepage - Guide zu thermodynamischen Diagramm:

http://www.estofex.org/guide/1_2_2.html

Eumetsat Homepage - Übersicht über aktuelle Meteosat Satelliten:

<http://www.eumetsat.int/website/home/Satellites/CurrentSatellites/Meteosat/index.html>

Eumetsat Homepage - Übersicht über SEVIRI und spektrale Kanäle:

http://oiswww.eumetsat.org/WEBOPS/msg_interpretation/msg_channels.php

DWD Homepage - Radarstandorte und Messprinzip:

http://www.dwd.de/bvbw/appmanager/bvbw/dwdwwwDesktop?_nfpb=true&_pageLabel=dwdwww_result_page&portletMasterPortlet_i1gsbDocumentPath=Navigation%2F0effentlichkeit%2FSpezielle__Nutzer%2FSchulen%2FMessen__Beobachten%2FRadar%2FWetterradar__Grundlagen__node.html%3F__nnn%3Dtrue

DWD Homepage - Wetterradar:

http://www.dwd.de/bvbw/appmanager/bvbw/dwdwwwDesktop?_nfpb=true&_pageLabel=_dwdwww_spezielle_nutzer_forschung_fkradar&T14609649251144921167175gsbDocumentPath=Navigation%2FForschung%2Fchemie__der__atmos%2FRADAR%2Fwetter__rad__start__de__node.html%3F__nnn%3Dtrue

DWD Homepage - Polarisation:

http://www.dwd.de/bvbw/appmanager/bvbw/dwdwwwDesktop?_nfpb=true&_pageLabel=_dwdwww_spezielle_nutzer_forschung_fkradar&T14609649251144921167175gsbDocumentPath=Navigation%2FForschung%2Fchemie__der__atmos%2FRADAR%2Fpolarisation__de__node.html%3F__nnn%3Dtrue

DWD Homepage - KONRAD:

http://www.dwd.de/bvbw/appmanager/bvbw/dwdwwwDesktop?_nfpb=true&_pageLabel=dwdwww_result_page&portletMasterPortlet_i1gsbDocumentPath=Navigation%2FForschung%2Fchemie__der__atmos%2FRADAR%2Fradar__anw__start__de__node.html%3F__nnn%3Dtrue

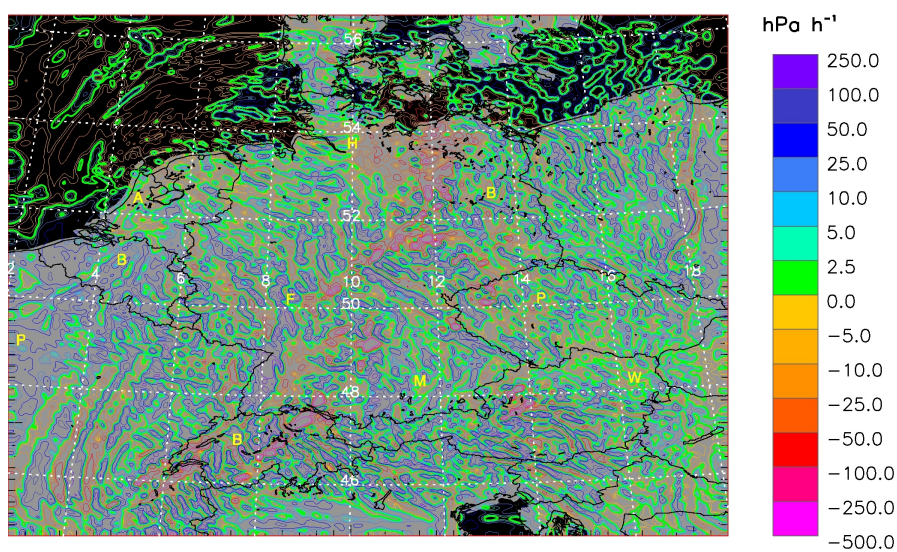
Archiv der Internetseite Wetter3:

<http://www.wetter3.de/Archiv/>

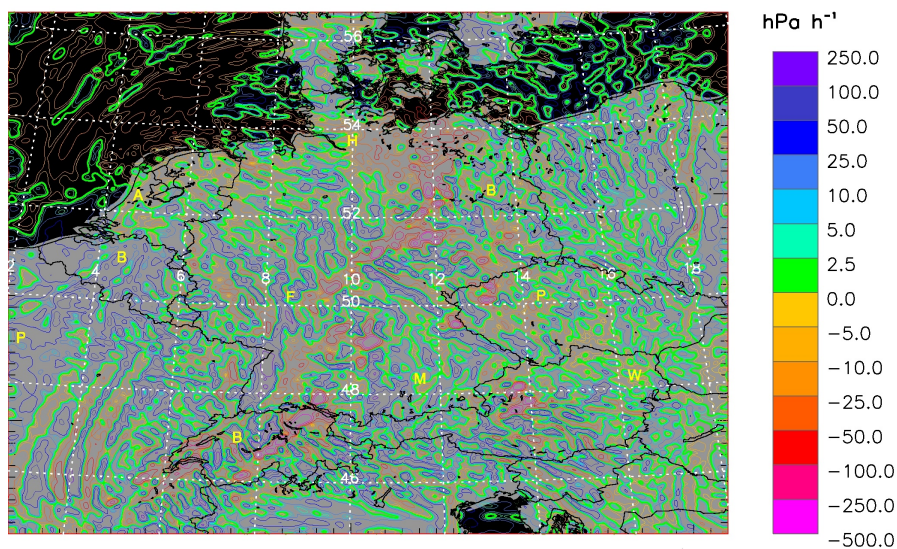
COSMO Homepage - KENDA:

<http://www.cosmo-model.org/content/tasks/priorityProjects/kenda/default.htm>

E. Zusätzliche Abbildungen

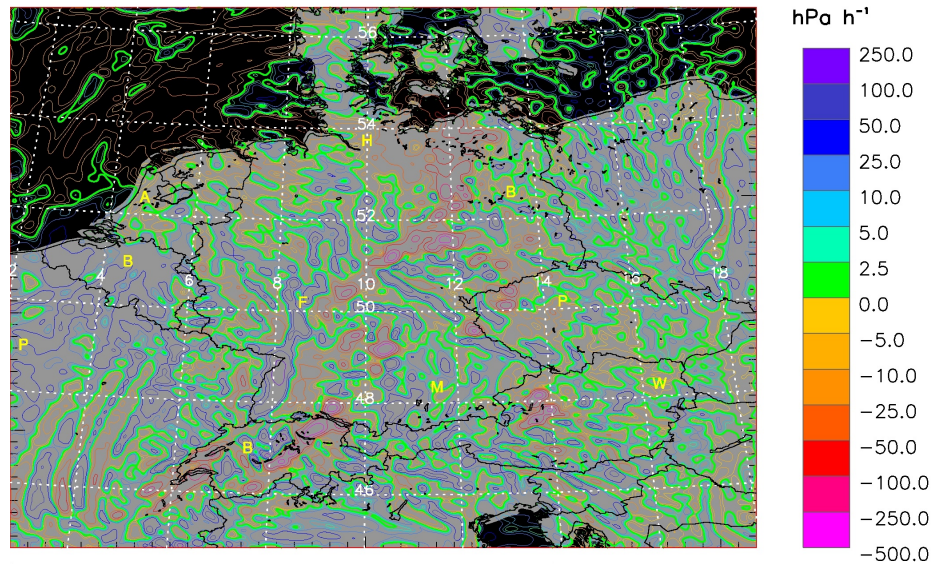


(a) Ohne Glättung mit Gauß-Filter

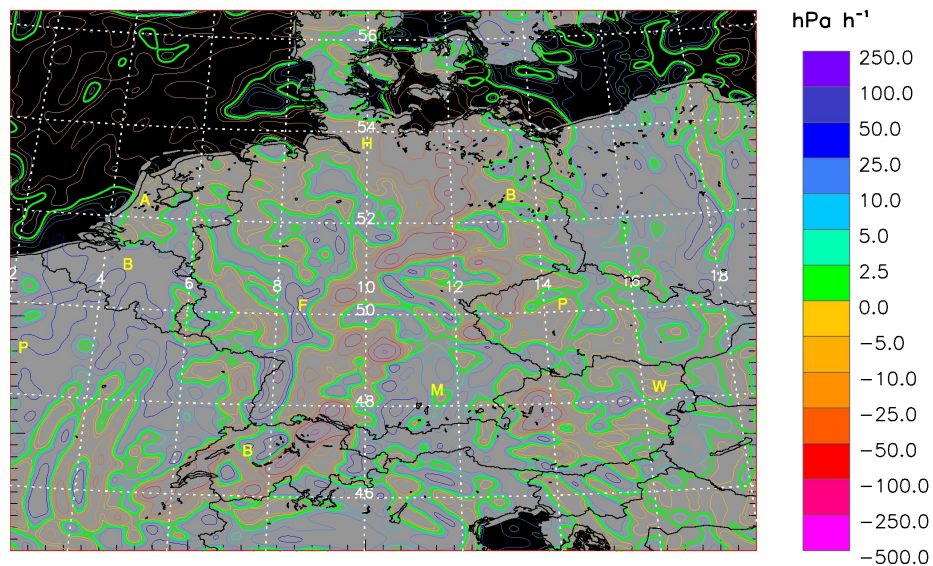


(b) Glättung mit 5x5 Gitterpunkten großen Gauß-Filter

Abbildung E.1.: Darstellung des Vertikalwindfeldes Omega auf 500 hPa im gesamten COSMO-DE Modellgebiet am 22.06.2011 um 1600 UTC. Verwendet wurde der Modelllauf von 1200 UTC. Rötliche Konturen zeigen Aufwinde an, bläuliche Konturen Abwinde. a: ungeglättetes Vertikalwindfeld, b: geglättet mit 5x5 Gitterpunkten großen Gauß-Filter.

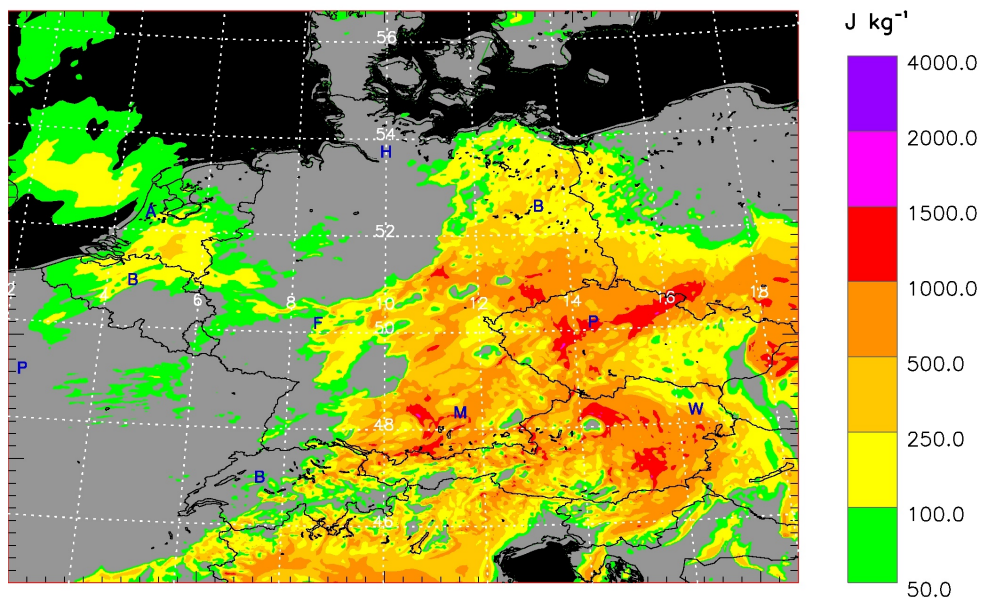


(a) Glättung mit 9x9 Gitterpunkten großen Gauß-Filter

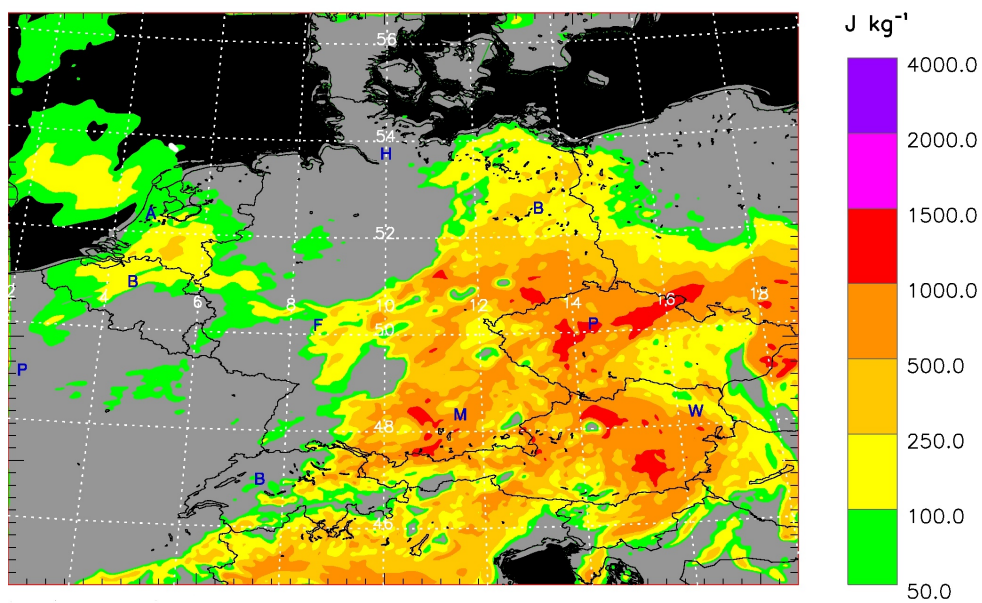


(b) Glättung mit 17x17 Gitterpunkten großen Gauß-Filter

Abbildung E.2.: Darstellung des Vertikalwindfeldes Omega auf 500 hPa im gesamten COSMO-DE Modellgebiet am 22.06.2011 um 1600 UTC. Verwendet wurde der Modelllauf von 1200 UTC. Rötliche Konturen zeigen Aufwinde an, bläuliche Konturen Abwinde. a: geglättet mit 9x9 Gitterpunkten großen Gauß-Filter, b: geglättet mit 17x17 Gitterpunkten großen Gauß-Filter.

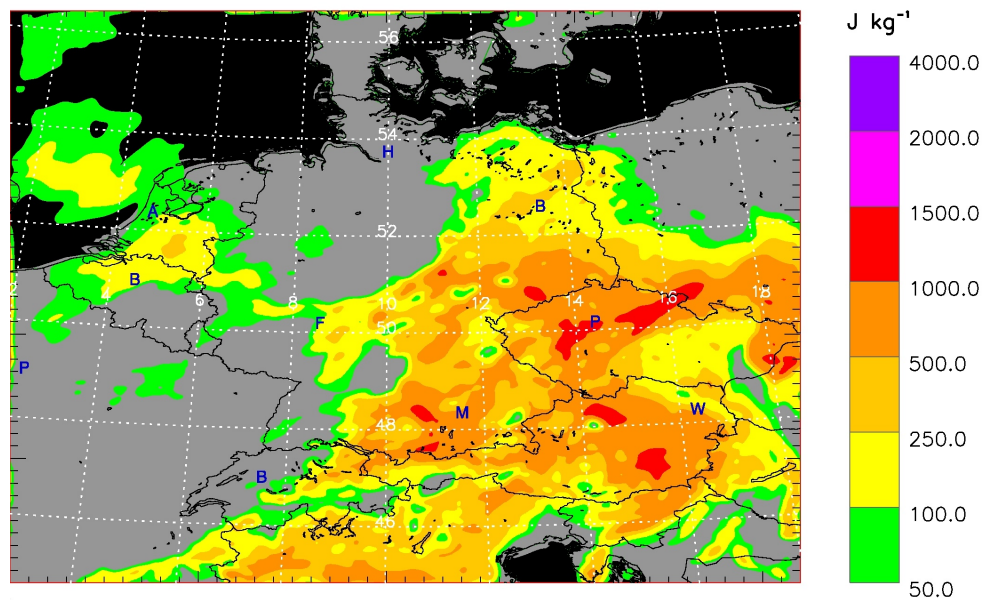


(a) Ohne Glättung mit Gauß-Filter

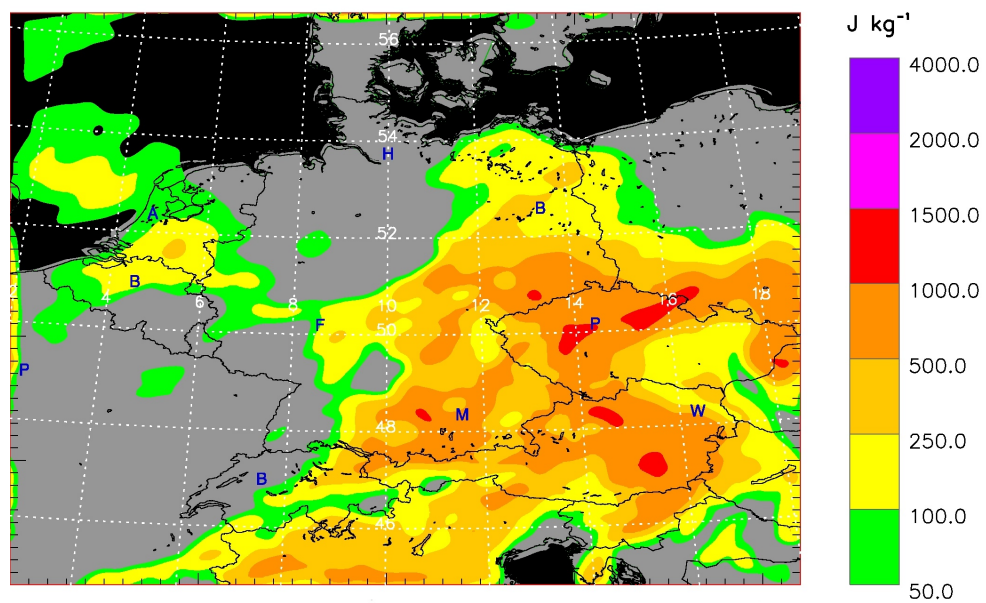


(b) Glättung mit 5x5 Gitterpunkten großen Gauß-Filter

Abbildung E.3.: Darstellung von CAPE im gesamten COSMO-DE Modellgebiet am 22.06.2011 um 1600 UTC. Verwendet wurde der Modelllauf von 1200 UTC. a: ungeglättetes CAPE, b: geglättet mit 5x5 Gitterpunkten großen Gauß-Filter.

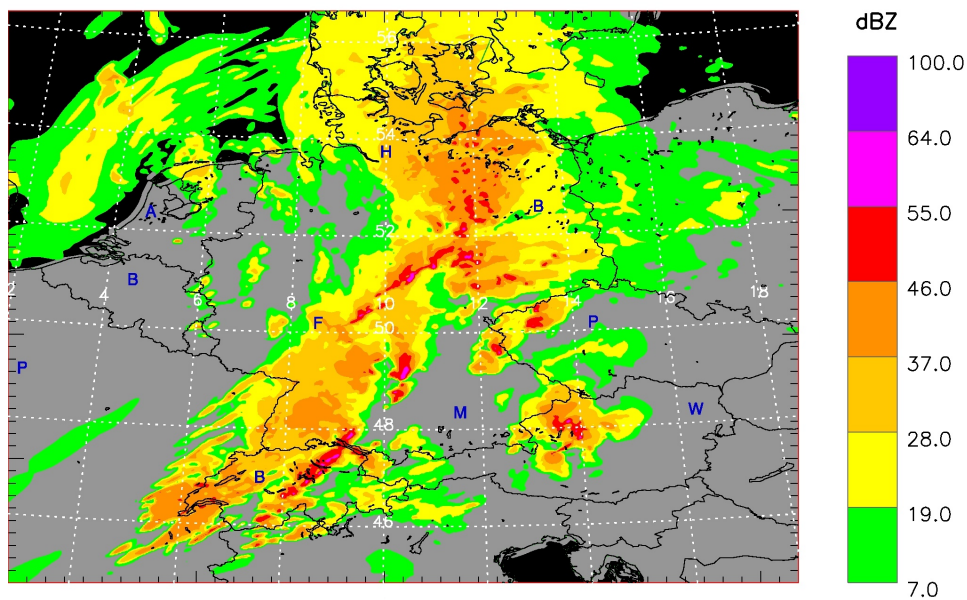


(a) Glättung mit 9x9 Gitterpunkten großen Gauß-Filter

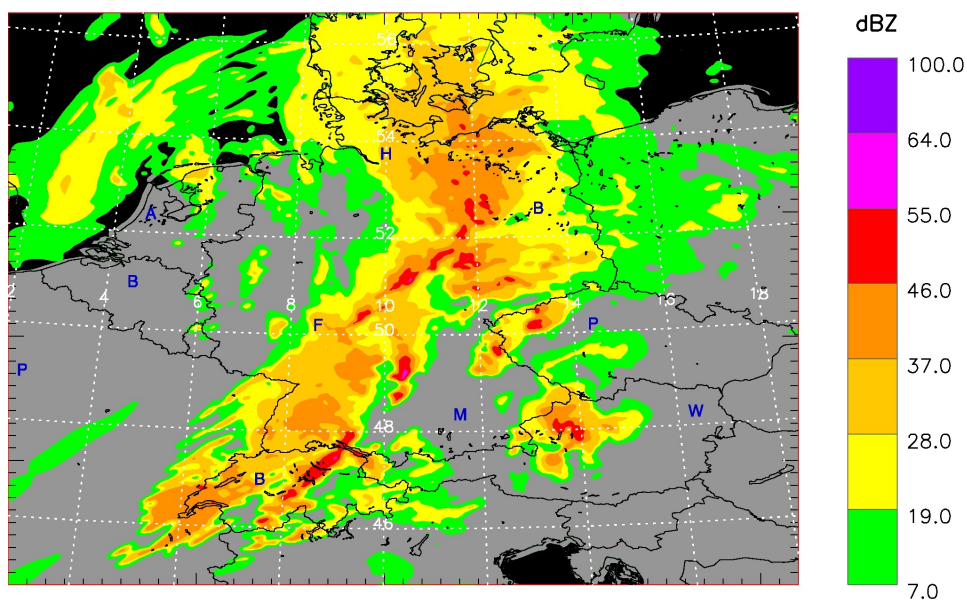


(b) Glättung mit 17x17 Gitterpunkten großen Gauß-Filter

Abbildung E.4.: Darstellung von CAPE im gesamten COSMO-DE Modellgebiet am 22.06.2011 um 1600 UTC. Verwendet wurde der Modelllauf von 1200 UTC. a: geglättet mit 9x9 Gitterpunkten großen Gauß-Filter, b: geglättet mit 17x17 Gitterpunkten großen Gauß-Filter.

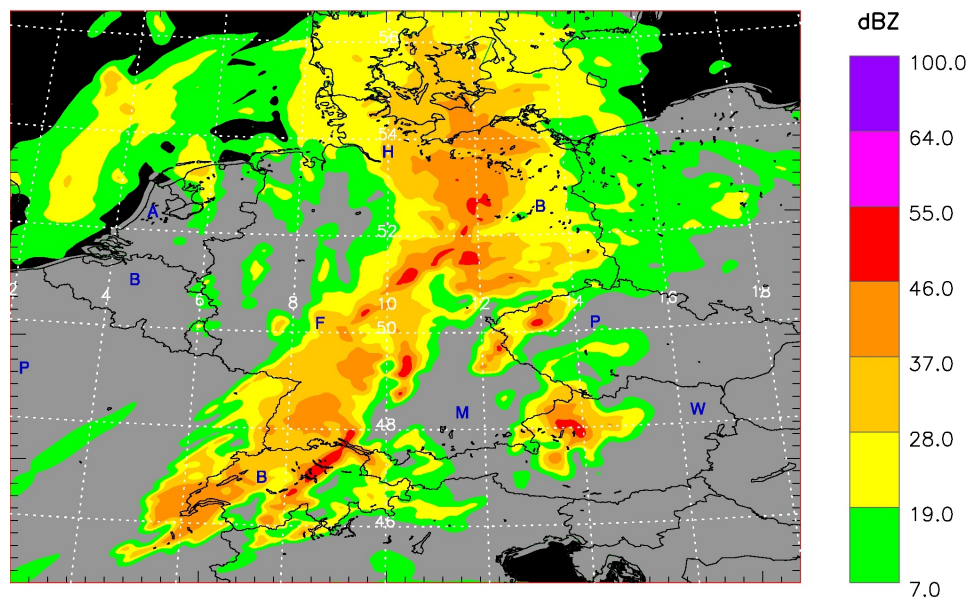


(a) Ohne Glättung mit Gauß-Filter

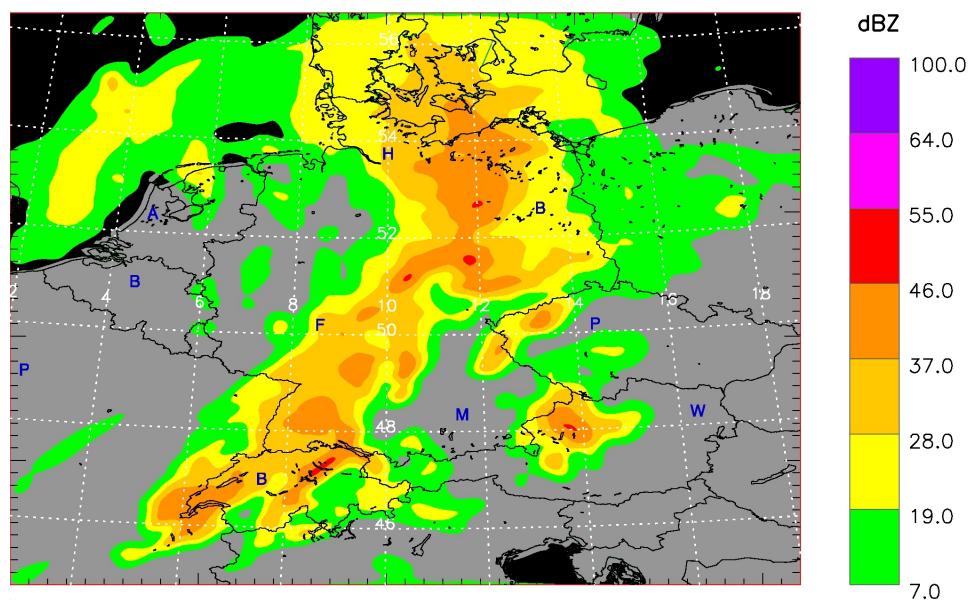


(b) Glättung mit 5x5 Gitterpunkten großen Gauß-Filter

Abbildung E.5.: Darstellung des synthetischen Radarfeldes im gesamten COSMO-DE Modellgebiet am 22.06.2011 um 1600 UTC. Verwendet wurde der Modelllauf von 1200 UTC. a: ungeglättetes Radarfeld, b: geglättet mit 5x5 Gitterpunkten großen Gauß-Filter.

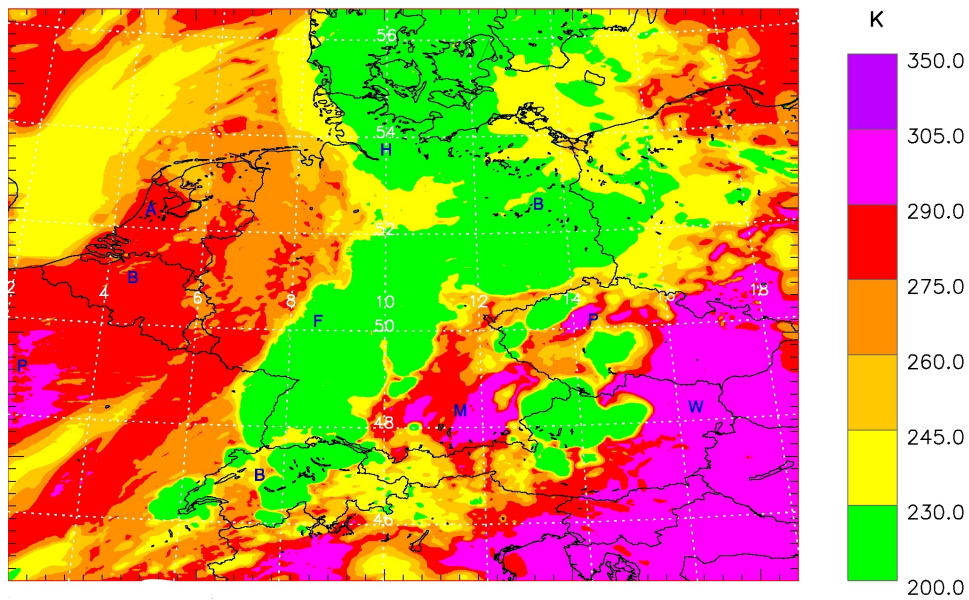


(a) Glättung mit 9x9 Gitterpunkten großen Gauß-Filter

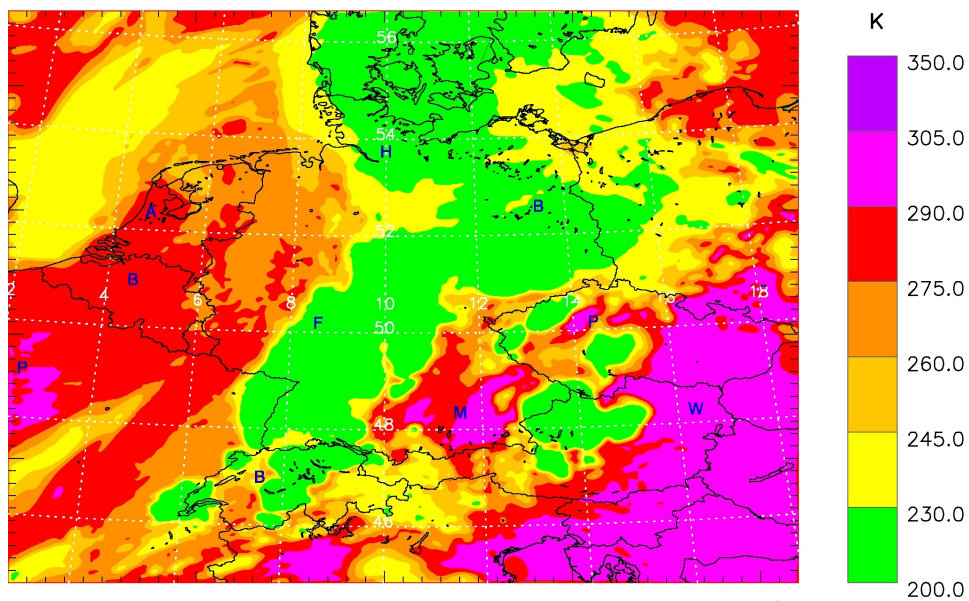


(b) Glättung mit 17x17 Gitterpunkten großen Gauß-Filter

Abbildung E.6.: Darstellung des synthetischen Radarfeldes im gesamten COSMO-DE Modellgebiet am 22.06.2011 um 1600 UTC. Verwendet wurde der Modelllauf von 1200 UTC. a: geglättet mit 9x9 Gitterpunkten großen Gauß-Filter, b: geglättet mit 17x17 Gitterpunkten großen Gauß-Filter.

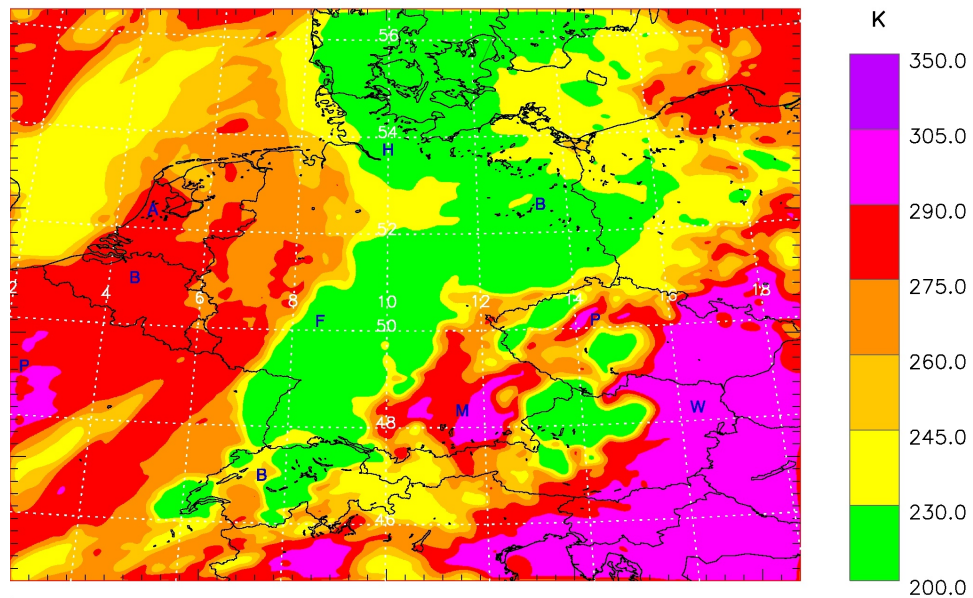


(a) Ohne Glättung mit Gauß-Filter

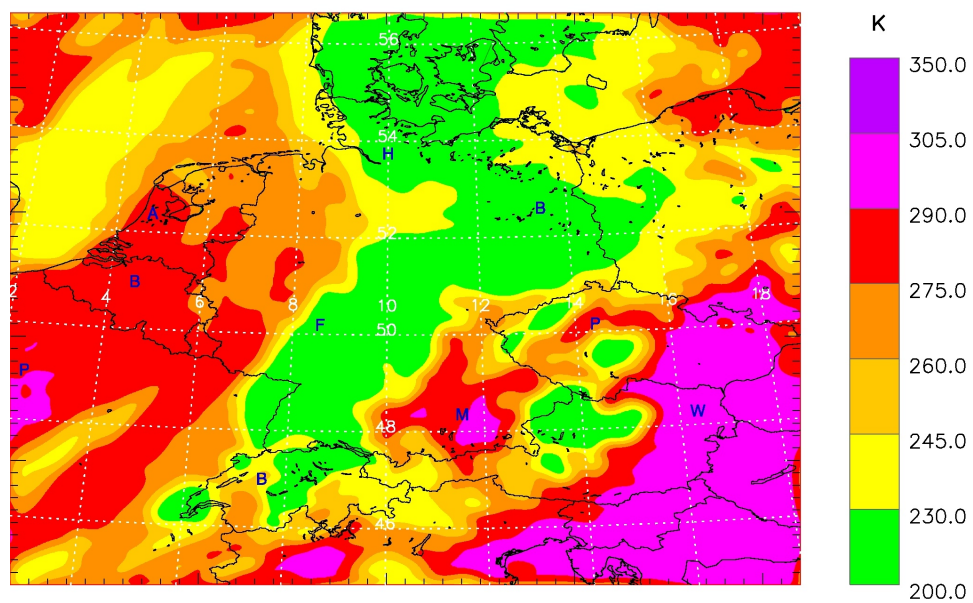


(b) Glättung mit 5x5 Gitterpunkten großen Gauß-Filter

Abbildung E.7.: Darstellung der Temperatur an der Wolkenobergrenze im gesamten COSMO-DE Modellgebiet am 22.06.2011 um 1600 UTC. Verwendet wurde der Modelllauf von 1200 UTC. a: ungeglättetes Temperaturfeld, b: geglättet mit 5x5 Gitterpunkten großen Gauß-Filter.

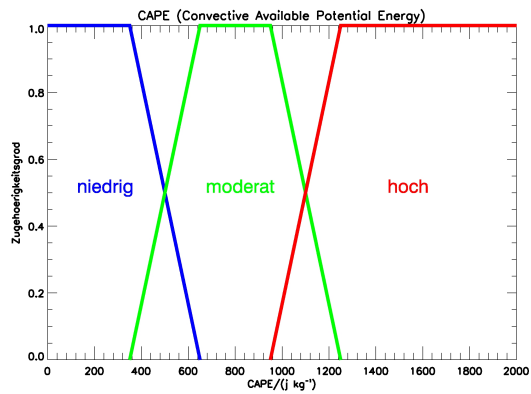


(a) Glättung mit 9x9 Gitterpunkten großen Gauß-Filter

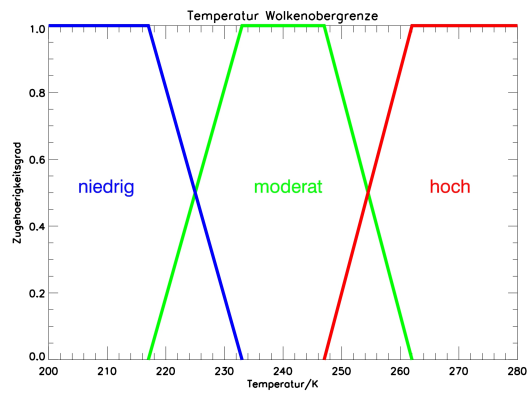


(b) Glättung mit 17x17 Gitterpunkten großen Gauß-Filter

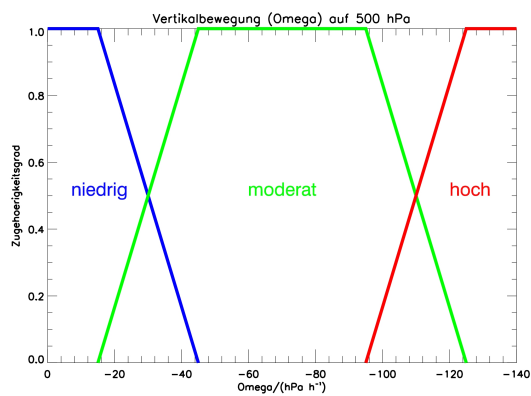
Abbildung E.8.: Darstellung der Temperatur an der Wolkenobergrenze im gesamten COSMO-DE Modellgebiet am 22.06.2011 um 1600 UTC. Verwendet wurde der Modelllauf von 1200 UTC. a: geglättet mit 9x9 Gitterpunkten großen Gauß-Filter, b: geglättet mit 17x17 Gitterpunkten großen Gauß-Filter.



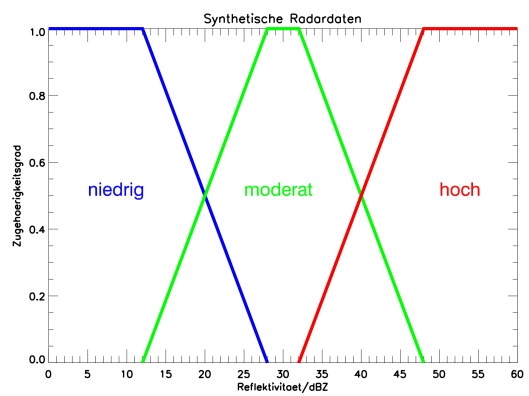
(a) CAPE



(b) Temperatur an der Wolkenobergrenze

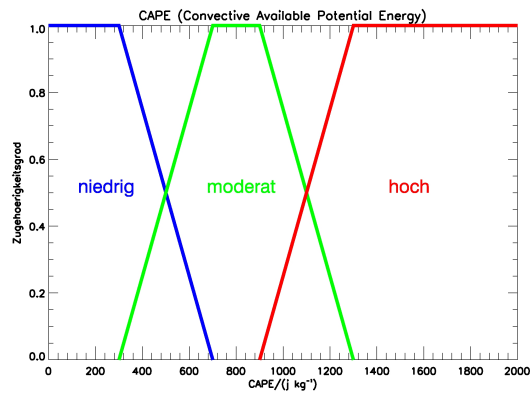


(c) Vertikalwind Omega

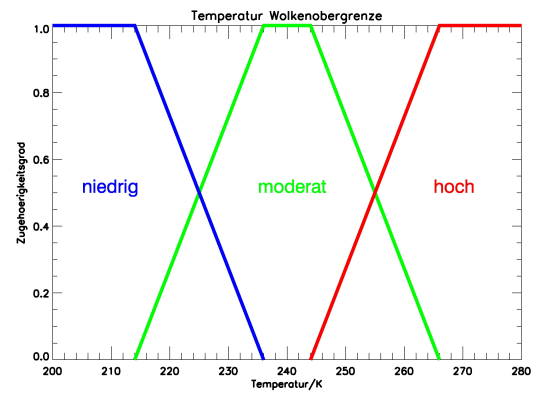


(d) Synth. Radarfeld

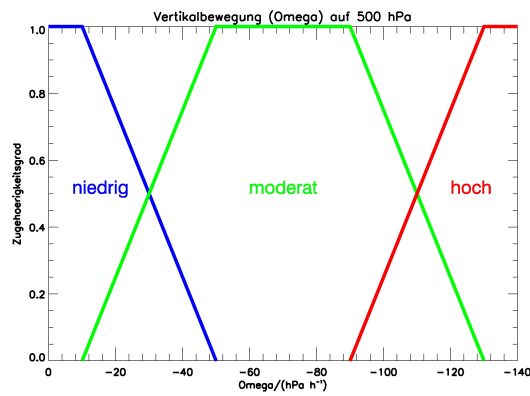
Abbildung E.9.: Fuzzy-Input Sets mit breiten Übergängen.



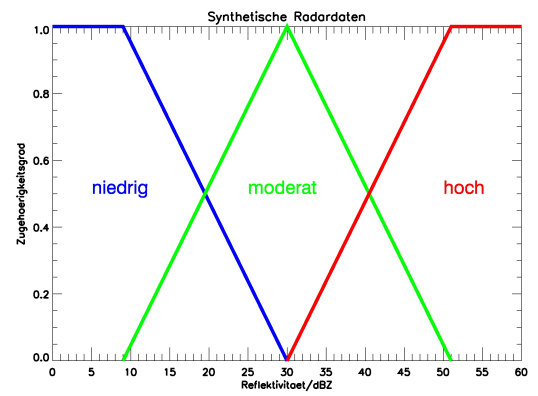
(a) CAPE



(b) Temperatur an der Wolkenobergrenze

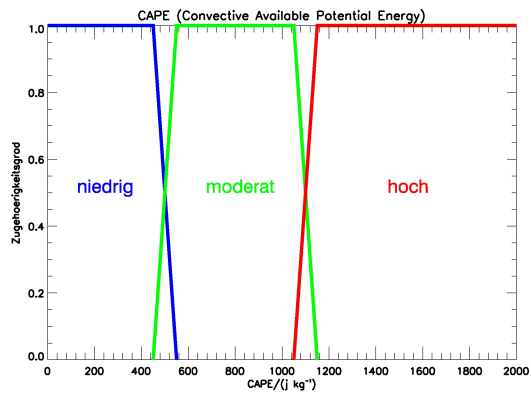


(c) Vertikalwind Omega

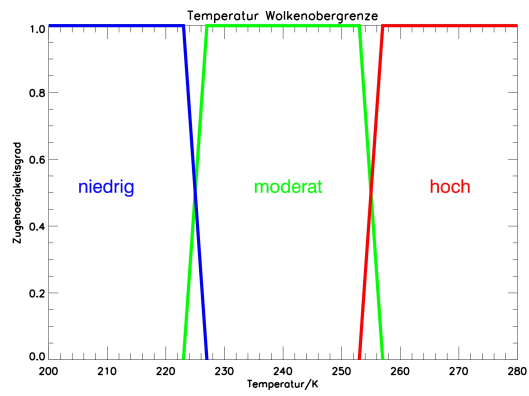


(d) Synth. Radarfeld

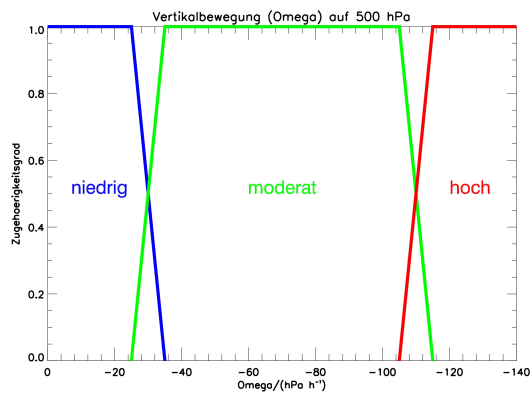
Abbildung E.10.: Fuzzy-Input Sets mit extra breiten Übergängen.



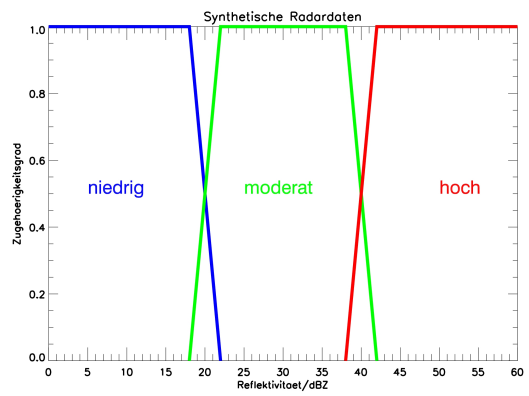
(a) CAPE



(b) Temperatur an der Wolkenobergrenze

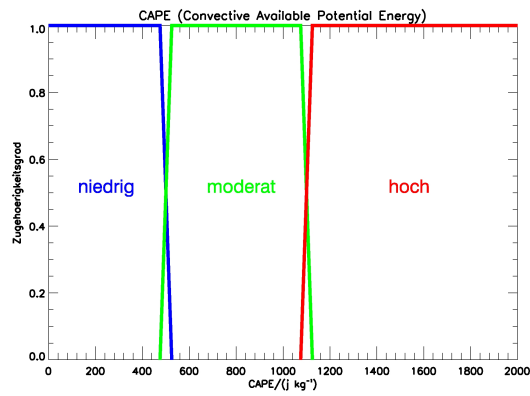


(c) Vertikalwind Omega

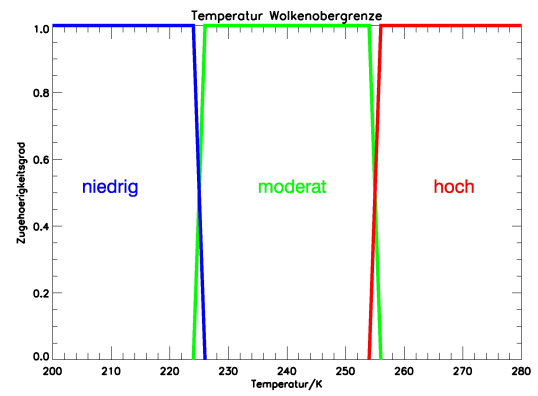


(d) Synth. Radarfeld

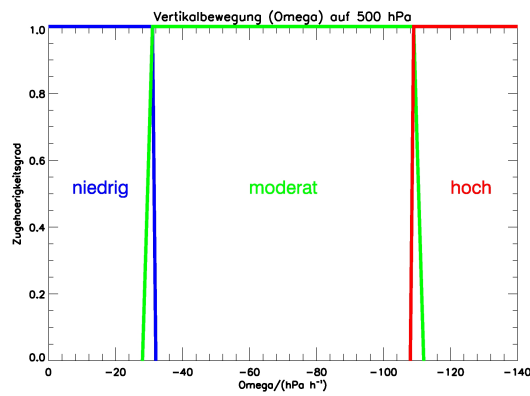
Abbildung E.11.: Fuzzy-Input Sets mit schmalen Übergängen.



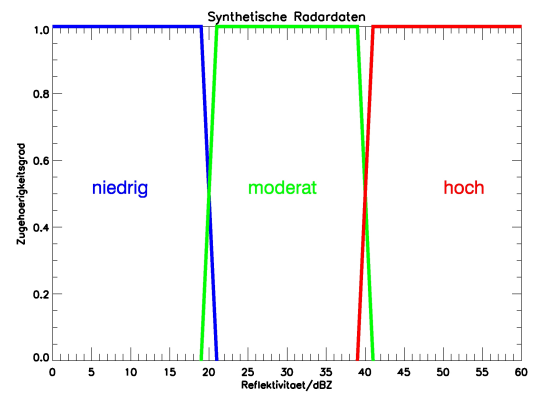
(a) CAPE



(b) Temperatur an der Wolkenobergrenze



(c) Vertikalwind Omega



(d) Synth. Radarfeld

Abbildung E.12.: Fuzzy-Input Sets mit extra schmalen Übergängen.

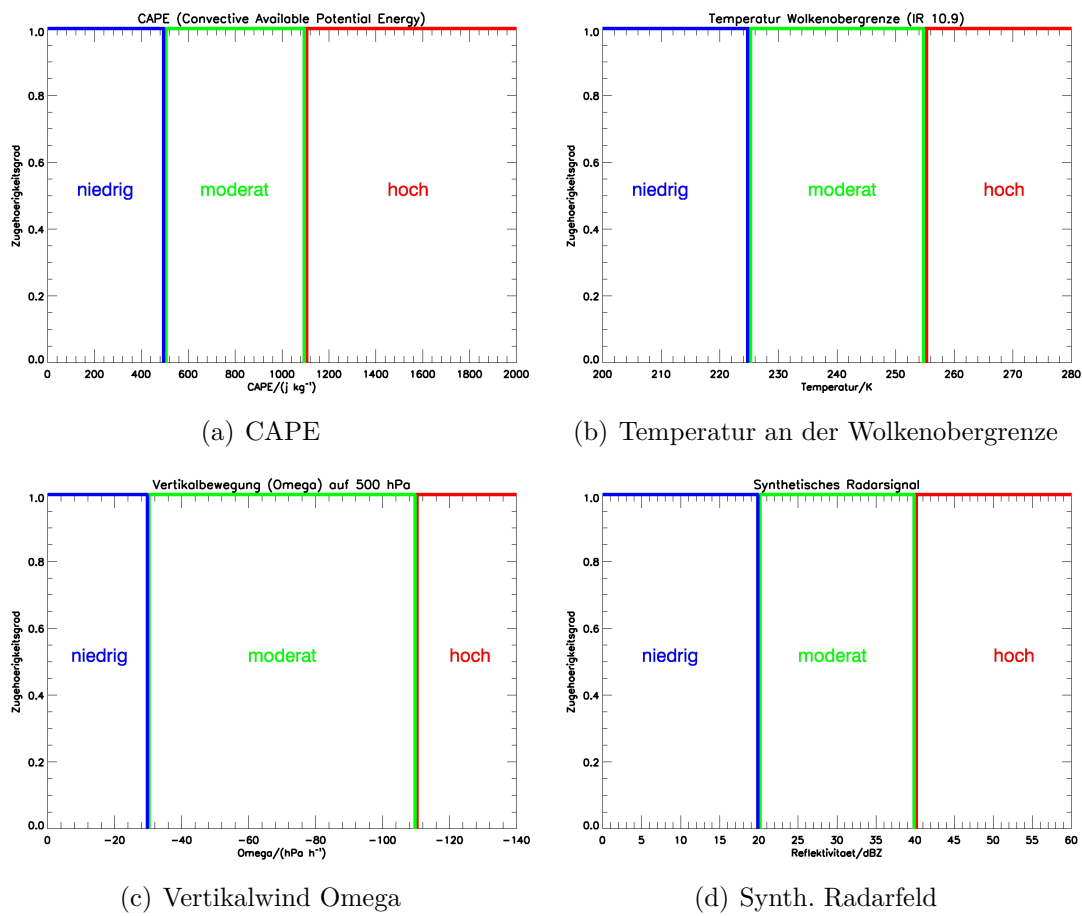


Abbildung E.13.: Input Sets ohne Übergänge (nicht Fuzzy).

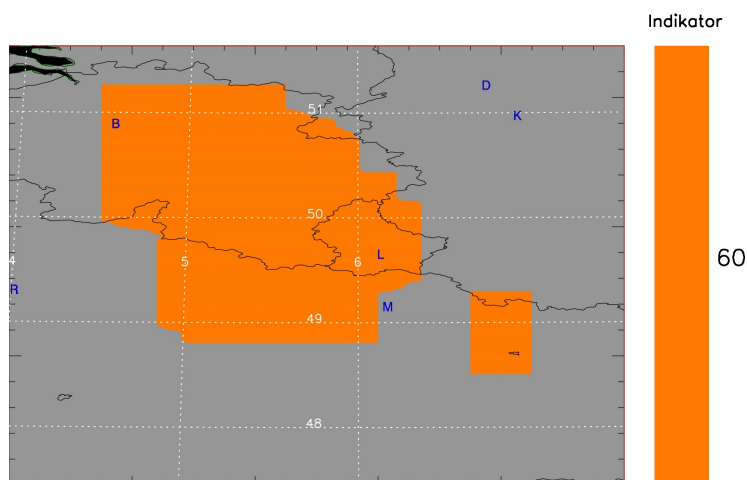


Abbildung E.14.: Einfluss der 31 x 31 großen Umgebung auf Vorhersageobjekte. Der gewählte Cb-LIKE Indikator ist 60, die Vorhersage ist für den 21.06.2012 um 1800 UTC berechnet, verwendet wurde der COSMO-DE Modelllauf von 1200 UTC.

Abbildungsverzeichnis

2.1. Drei Stufen im Lebenszyklus einer Gewitterzelle	13
2.2. Schema einer Multizellenentwicklung	14
2.3. Schematische Darstellung einer Superzelle	15
2.4. Radiosondenaufstiege in Europa	17
2.5. „Neighborhood“-Methode zur Berechnung einer probabilistischen Vorhersage	22
2.6. 20 Member des COSMO-DE EPS Modells	24
3.1. Unterscheidung klassischer von unscharfen Mengen	28
3.2. Aufbau eines allgemeinen Fuzzy-Logik Systems	30
3.3. Beispiel für Fuzzy-Sets: Temperatur	31
3.4. Methodik zur Defuzzifizierung: gewichteter Mittelwert	35
4.1. Domain von Rad-TRAM im europäischen Radarkomposit	38
4.2. Anwendungsbeispiel von Rad-TRAM	39
4.3. Modellgebiet des COSMO-DE Modells	41
4.4. Bestimmung von CAPE in einem thermodynamischen Diagramm	45
4.5. Vertikale Windverteilung in einer Gewitterzelle	47
4.6. Radarstandorte und Reflektivitätsklassen des DWD	50
5.1. Flussdiagramm Cb-LIKE	53
5.2. 2-D Gauß-Filter	54
5.3. Vertikalwindfeld Omega auf 500 hPa ohne Gauß-Filter	55
5.4. Vertikalwindfeld Omega auf 500 hPa geglättet mit einem 17x17 Gitterpunkten großen Gaußfilter	56
5.5. Darstellung der jeweiligen Fuzzy-Input Sets für die Eingangspara- meter	58
5.6. Fuzzy-Output Sets: Gewitterindikator	60
5.7. „Best-Member-Selection“: Fallbeispiel 1	65
5.8. „Best-Member-Selection“: Fallbeispiel 2	67
5.9. Fallbeispiel 1: Input Parameter sprechen gegen Gewitterentwicklung	68
5.10. Fallbeispiel 2: Input Parameter sprechen für Gewitterentwicklung	69
5.11. Fallbeispiel 3: Input Parameter sprechen teilweise für/gegen Ge- witterentwicklung	70
5.12. Fallbeispiel 4: Die Großwetterlage	71
5.13. Fallbeispiel 4: Cb-LIKE Vorhersagen	73
6.1. 2x2 „contingency table“	77
6.2. Problematik der traditionellen Verifikation	79

6.3. Vier neue Verifikationstechniken	81
6.4. Allgemeiner Ansatz der „Neighborhood Verification“	82
6.5. Lösung für „Double Penalty“ Problem	83
6.6. Anwendungsbeispiel einer 3x3 großen Umgebung	87
6.7. Anwendungsbeispiel des Umgebungsensembles	89
6.8. BIAS: Vergleich zwischen Cb-LIKE und dem synth. Radarfeld . .	92
6.9. FAR: Vergleich zwischen Cb-LIKE und dem synth. Radarfeld . .	93
6.10. POD: Vergleich zwischen Cb-LIKE und dem synth. Radarfeld . .	95
6.11. CSI: Vergleich zwischen Cb-LIKE und dem synth. Radarfeld . .	97
6.12. BIAS: Vergleich zwischen Cb-LIKE und der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit	98
6.13. FAR: Vergleich zwischen Cb-LIKE und der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit	99
6.14. POD: Vergleich zwischen Cb-LIKE und der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit	100
6.15. CSI: Vergleich zwischen Cb-LIKE und der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit	101
6.16. Synthetisches Radarfeld: Tuning des BIAS	103
6.17. Standardeinstellung für Cb-LIKE: Tuning des BIAS	104
6.18. Breitere Übergänge der Fuzzy-Input Sets: Tuning des BIAS . . .	105
6.19. Extra breite Übergänge der Fuzzy-Input Sets: Tuning des BIAS .	106
6.20. Die vier Verifikationsgrößen für extra breite Fuzzy-Input Sets . .	107
6.21. COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit: Tuning des BIAS	108
6.22. Vergleich zwischen Cb-LIKE und dem synthetischen Radarfeld . .	109
6.23. Vergleich zwischen Cb-LIKE und der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit	111
6.24. Vergleich zwischen Cb-LIKE und der COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit 2	113
6.25. Fallbeispiel: Vergleich Cb-LIKE mit COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit	115
6.26. Differenzierte Verifikation für ein bis sechs Stunden Vorhersage . .	117
6.27. Abhängigkeit der Cb-LIKE Vorhersage vom Modelllauf	119
6.28. Verifikation mit „Best-Member-Selection“	122
6.29. Komplementäre Input Sets: Verifikationsergebnisse	124
6.30. Sensitivitätsstudie: Ergebnisse	126
7.1. Das WxFUSION Konzept	136
7.2. Die graphische Benutzeroberfläche von WxFUSION	137
7.3. Das XML-File Konzept für Cb-LIKE	138
7.4. Neue Schaltfläche im WxFUSION System	139
7.5. WxFUSION System: Cb-LIKE Vorhersage für bis zu sechs Stunden	141
7.6. WxFUSION System: Cb-LIKE Gewitterindikator von 30 bis 70 .	142
7.7. WxFUSION System: COSMO-DE Member M1 bis M5 sowie „Best-Member-Selection“	143
7.8. Informationsfenster für Cb-LIKE Konturen	144

E.1. Vertikalwind Omega ohne bzw. mit 5x5 Gitterpunkten großen Gauß-Filter	168
E.2. Vertikalwind Omega mit 9x9 bzw. 17x17 Gitterpunkten großen Gauß-Filter	169
E.3. CAPE ohne bzw. mit 5x5 Gitterpunkten großen Gauß-Filter . . .	170
E.4. CAPE mit 9x9 und 17x17 Gitterpunkten großen Gauß-Filter . . .	171
E.5. Synth. Radarfeld ohne bzw. mit 5x5 Gitterpunkten großen Gauß-Filter	172
E.6. Synth. Radarfeld mit 9x9 und 17x17 Gitterpunkten großen Gauß-Filter	173
E.7. Temperatur an der Wolkenobergrenze ohne bzw. mit 5x5 Gitterpunkten großen Gauß-Filter	174
E.8. Temperatur an der Wolkenobergrenze mit 9x9 und 17x17 Gitterpunkten großen Gauß-Filter	175
E.9. Fuzzy-Input Sets mit breiten Übergängen	176
E.10. Fuzzy-Input Sets mit extra breiten Übergängen	177
E.11. Fuzzy-Input Sets mit schmalen Übergängen	178
E.12. Fuzzy-Input Sets mit extra schmalen Übergängen	179
E.13. Fuzzy-Input Sets ohne Übergänge	180
E.14. Anwendungsbeispiel: 31x31 Umgebung	180

Tabellenverzeichnis

2.1. Übersicht über den „Lifted Index“	21
4.1. Wichtige Eigenschaften des COSMO-DE Modells	41
4.2. Größenverteilung von CAPE in Bezug auf Gewitterentwicklung . .	44
4.3. Verfügbare Satellitenkanäle von SEVIRI im COSMO-DE Modell .	48
5.1. Verwendete Gauß-Filter für COSMO-DE Felder	56
5.2. Festlegung (Einteilung) der Fuzzy-Input Sets	59
5.3. Virtuelle Punkte der Input Sets für die Regelverteilung	61
5.4. Allg. Zuordnung der Entscheidungsregeln in die Fuzzy-Output Sets	62
5.5. Finale Zuordnung aller Entscheidungsregeln in die Fuzzy-Output Sets	62
6.1. Allgemeine Einstellungen für die Verifikation	85
6.2. Verwendetes Umgebungsensemble für die Verifikation	86
6.3. Grenzwertensemble für Cb-LIKE Algorithmus	90
6.4. Grenzwertensemble für synthetisches Radarfeld	90
6.5. Grenzwertensemble für COSMO-DE Gewitterwahrscheinlichkeit .	91
6.6. Sensitivitätsstudie: Verschiedene Einstellungen von Cb-LIKE . . .	125
6.7. Gewitterwahrscheinlichkeit aus FAR (Umgebung = 2,8 km) . . .	129
6.8. Gewitterwahrscheinlichkeit aus FAR (Umgebung = 53,2 km) . . .	130
A.1. Zusammenstellung der Datenquellen	153

Literaturverzeichnis

- Abraham, B. & Ledolter, J. (1983). *Statistical Methods for Forecasting*. Wiley, 445 pp.
- Alexander, G. D., Weinman, J. A., Karyampudi, V. M., Olson, W. S., & Lee, A. C. L. (1999). The effect of assimilating rain rates derived from satellites and lightning on forecasts of the 1993 superstorm. *Mon. Wea. Rev.*, 127, 1433–1457.
- Atger, F. (2001). Verification of intense precipitation forecasts from single models and ensemble prediction systems. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 8, 401–417.
- Baldauf, M., Förster, J., Klink, S., Reinhardt, T., Schraff, C., Seifert, A., & Stephan, K. (2011a). Kurze Beschreibung des Lokal-Modells Kürzestfrist COSMO-DE (LMK) und seiner Datenbanken auf dem Datenserver des DWD. *Stand 31.03.2011, Deutscher Wetterdienst, Geschäftsbereich Forschung und Entwicklung, Postfach 100465, D-63004 Offenbach*.
- Baldauf, M., Seifert, A., Förstner, J., Majewski, D., & Raschendorfer, M. (2011b). Operational Convective-Scale Numerical Weather Prediction with the COSMO Model: Description and Sensitivities. *Mon. Wea. Rev.*, 139, 3887–3905.
- Baldwin, M. E. & Kain, J. S. (2006). Sensitivity of several performance measures to displacement error, bias, and event frequency. *Wea. Forecasting*, 21, 636–648.
- Bedka, K., Brunner, J., Dworak, R., Feltz, W., Otkin, J., & Greenwald, T. (2010). Objective Satellite-Based Detection of Overshooting Tops Using Infrared Window Channel Brightness Temperature Gradients. *J. Appl. Meteorol. Clim.*, 49, 181–202.
- Betz, H. D., Schmidt, K., Oettinger, W. P., & Montag, B. (2008). Cell-Tracking with Lightning Data from LINET. *Adv. Geosci*, 17, 55–61.
- Betz, H.-D., Schmidt, K., Oettinger, W. P., & Wirz, M. (2004). Lightning detection with 3D-discrimination of intracloud and cloud-to-ground discharges. *Geophys. Res. Lett.*, 31, L11108.
- Blanchard, D. O. (1998). Assessing the Vertical Distribution of Convective Available Potential Energy. *Wea. Forecasting*, 13, 870–877.
- Bowler, A., Pierce, C., & Seed, A. (2006). STEPS: A probabilistic precipitation forecasting scheme which merges an extrapolation nowcast with downscaled NWP. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 132, 2127–2155.

- Bright, D. R. & Nutter, P. A. (2004). On the Challenges of Identifying the 'Best' Ensemble Member in Operational Forecasting. *20th Conference on Weather Analysis and Forecasting/16th Conference on Numerical Weather Prediction*.
- Brooks, H. E., Kay, M., & Hart, J. A. (1998). Objective limits on forecasting skill of rare events. *Preprints, 19th Conf. on Severe Local Storms, Minneapolis, MN, Amer. Meteor. Soc.*, (pp. 552–555).
- Browning, K. (1977). The Structure And Mechanism of Hailstorms. *Meteorol. Monogr.*, 16(38), 1–43.
- Browning, K. A., Fankhauser, J. C., Chalon, J.-P., Eccles, J. P., Strauch, R. G., Merrem, F. H., Musil, D. J., May, E. L., & Sand, W. R. (1976). Structure of an Evolving Hailstorm, Part V: Synthesis and Implications for Hail Growth and HailSuppressions. *Mon. Wea. Rev.*, 104, 603–610.
- Bräunl, T. (2005). Fault Tolerant Computer Systems. *The University of Western Australia. Electrical, Electronic and Computer Eng.*
- Buizza, R., Houtekamder, P. L., Toth, Z., Pellerin, G., Wie, M., & Zhu, Y. (2005). A Comparison of the ECMWF, MSC, and NCEP Global Ensemble Prediction Systems. *Mon. Wea. Rev.*, 133, 1076–1097.
- Byers, H. & Braham Jr., R. R. (1948). Thunderstorm Structure and Circulation. *Journal of Meteorology*, 5, 71–86.
- Byers, H. & Braham Jr., R. R. (1949). *The Thunderstorm*. U.S. Government Printing Office, Washington DC. 287 pp.
- Carvalho, L. M. V. & Jones, C. (2001). A satellite method to identify structural properties of mesoscale convective systems based on the maximum spatial correlation tracking technique (MASCOTTE). *J. Appl. Meteorol.*, 40, 1683–1701.
- Casati, B., Ross, G., & Stephenson, D. B. (2004). A new intensity-scale approach for the verification of spatial precipitation forecasts. *Meteor. Appl.*, 11, 141–154.
- Casati, B., Wilson, L. J., Stephenson, D. B., Nurmi, P., Ghelli, A., Pocerlich, M., Damrath, U., Ebert, E. E., Brown, B. G., & Mason, S. (2008). Forecast Verification: current status and future directions. *Meteorol. Appl.*, 15, 3–18.
- Chisholm, A. (1973). Radar case studies and airflow-models. Part I, Alberta hailstorms. *Meteorol. Monogr.*, 36, 1–36.
- Chisholm, A. J. & Renick, J. H. (1972). The kinematics of multicell and supercell Alberta hailstorms. *Alberta Hail Studies, Research Council of Alberta Rep.*, 72-2, 24–31.
- Cotton, W. & Anthes, R. A. (1989). *Storm and Cloud Dynamics*. Academic Press Inc., 883 pp.

- Craven, J. P., Jewell, R. E., & Brooks, H. E. (2002). Comparison between Observed Convective Cloud - Base Heights and Lifting Condensation Level for Two Different Lifted Parcels. *Wea. Forecasting*, 17, 885–890.
- Dahl, J. M. L., Höller, H., & Schumann, U. (2011). Modeling the Flash Rate of Thunderstorms. Part II: Implementation. *Mon. Wea. Rev.*, 139, 3112–3124.
- Damrath, U. (2004). Verification against precipitation observations of a high density network - What did we learn? *Int. Verification Methods Workshop, Montreal, QC, Canada, WMO*.
- Dance, S., Ebert, E., & Scurrah, D. (2010). Thunderstorm Strike Probability Nowcasting. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, 27, 79–93.
- Davies, C. A., Brown, B. G., & Bullock, R. G. (2006). Object-based verification of precipitation forecasts. Part I: Methodology and application to mesoscale rain areas. *Mon. Wea. Rev.*, 134, 1772–1784.
- Davies, C. A. & Halley-Gotway, J. (2009). The method for object-based diagnostic evaluation (MODE) applied to WRF forecasts from 2005 NSSL/SPC Spring Program. *Wea. Forecasting*, 24, 1252–1267.
- Delanoy, R. L. & Troxel, S. W. (1993). The Machine Intelligent Gust Front Algorithm. *MIT Lincoln Laboratory Project Report ATC-196*.
- Dengler, K., Anger, J., & Keil, C. (2011). Validation of time-lagged ensemble forecasts relevant for predicting aircraft wake vortices. *Meteorologische Zeitschrift*, 6(20), 625–634.
- DFS (2011). Air Traffic Flow and Capacity Management. *4th Workshop on MET Support to ATM*, Brüssel, Februar, 1-3, 2011.
- Dixon, M. & Wiener, G. (1993). TITAN: Thunderstorm Identification, Tracking, Analysis, and Nowcasting - A Radar-based Methodology. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, 10(6), 785–797.
- Djam, X. Y., Wajiga, G. M., Kimbi, Y. H., & Blamah, N. V. (2011). A Fuzzy Expert System for the Management of Malaria. *Int. J. Pure Appl. Sci. Technol.*, 5(2), 84–108.
- Doswell, C. (1985). The operational meteorology of convective weather. Vol. 2: Storm scale analysis. *NOAA Tech. Memo. ERL ESG-15*.
- Doswell, C. (2001). *Severe Convective Storms*. Meteor. Monographs, AMS Boston, Vol. 28, No 50, 561 pp.
- Doswell III, C. & Rasmussen, E. N. (1994). The Effect of Neglecting the Virtual Temperature Correction of CAPE Calculations. *Am. Meteorol. Soc.*, 9, 625–629.

- Doswell III., C. A. (1996). Thunderstorms. *Encyclopedia of Climate and Weather* (S. Schneider, Ed.), Oxford University Press (New York), (pp. 757–761).
- Doswell III, C. A. & Burgess, D. W. (1993). Tornadoes and tornadic storms: A review of conceptual models. In: The tornado: It's Structure, Dynamics, Prediction, and Hazards. *Geophysical Monograph 79*, Amer. Geophys. Union, (pp. 161–172).
- Doswell III, C. A., Davies-Jones, R., & Keller, D. L. (1990). On Summary Measures of Skill in Rare Event Forecasting Based on Contingency Tables. *Wea. Forecasting*, 5, 576–585.
- Dotzek, N. & Forster, C. (2011). Quantitative comparison of METEOSAT thunderstorm detection and nowcasting with in situ reports in the European Severe Weather Database (ESWD). *Atmos. Res.*, 100, 511–522.
- Dotzek, N., Groenemeijer, P., Feuerstein, B., & Holzer, A. M. (2009). Overview of ESSL's severe convective storms research using the European Severe Weather Database ESWD. *Atmos. Res.*, 93, 575 – 586.
- Duplika, M. L. & Reuter, G. W. (2006). Forecasting Tornadic Thunderstorm Potential in Alberta Using Environmental Sounding Data. Part I: Wind Shear and Buoyancy. *Wea. Forecasting*, 21, 325–335.
- DWD-Infobroschüre (2013). Messinstrumente der Meteorologie - Wetterradar in Deutschland. *Deutscher Wetterdienst (DWD), Presse- und Öffentlichkeitsarbeit, Frankfurter Straße 135*.
- Ebert, E. E. (2006). Fuzzy Forecast Verification. *MAP D-PHASE workshop, Novemer, 6-8, 2006*.
- Ebert, E. E. (2008). Fuzzy Verification of high-resolution gridded forecasts: a review and proposed framework. *Meteorol. Appl.*, 15, 51–64.
- Ebert, E. E. (2009). Neighborhood Verification: A Strategy for Rewarding Close Forecasts. *Wea. Forecasting*, 24, 1498–1510.
- Ebert, E. E. & McBride, J. L. (2000). Verification of precipitation in weather systems: determination of systematic errors. *Journal of Hydrology*, 239, 179–202.
- Eilts, M. D. & Coauthors (1996). Severe weather warning decision support system. *Preprints, 18th Conf. on Severe Local Storms, San Francisco, CA, Amer. Meteor. Soc.*, (pp. 536–540).
- Emanuel, K. (1994). *Atmospheric Convection*. Oxford University Press 580 pp.
- Eurocontrol (2007). Performance Review Commission, 2007: Performance Review Report 2006. 160 pp., verfügbar unter <https://www.eurocontrol.int/sites/default/files/content/documents/single-sky/pru/publications/prr/prr-2006.pdf>.

- Eurocontrol (2011). Performance Review Commission, 2011: Performance Review Report 2011. 128 pp., verfügbar unter <https://www.eurocontrol.int/sites/default/files/content/documents/single-sky/pru/publications/prr/prr-2011.pdf>.
- Forster, C. & Tafferner, A. (2009a). An integrated user-oriented weather forecast system for air traffic using real-time observations and model data. *European Air and Space Conference (CEAS)*, 26 - 29 October 2009, Manchester, UK.
- Forster, C. & Tafferner, A. (2009b). Nowcasting and forecasting thunderstorms for air traffic with an integrated forecast system based on observations and model data. *WMO Symposium on Nowcasting*, August 30 - September 4, 2009, Whistler, B.C., Canada.
- Forster, C. & Tafferner, A. (2012). Nowcasting Thunderstorms for Munich Airport. *DLR-Forschungsbericht, Projektbericht. DLR-FB-2012-02*, 14 S. Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt e.V., Bibliotheks- und Informationswesen, Köln.
- Fovell, R. G. & Dailey, P. S. (1995). The Temporal Behavior of Numerically Simulated Multicell-Type Storms. Part I: Modes of Behavior. *J. Atmos. Sci.*, 52(11), 2071–2095.
- Gilbert, G. K. (1884). Finley's tornado predictions. *Amer. Met. J.*, 1, 166–172.
- Gilleland, E., Ahijevych, D., Brown, B. G., Casati, B., & Ebert, E. E. (2009). Intercomparison of Spatial Forecast Verification Methods. *Wea. Forecasting*, 24, 1416–1430.
- Gilleland, E., Ahijevych, D., Brown, B. G., & Ebert, E. E. (2010). Verifying Forecasts Spatially. *Bull. Americ. Meteor. Soc.*, 91, 1365–1373.
- Gilmore, M. S. & Wicker, L. J. (1998). The Influence of Midtropospheric Dryness on Supercell Morphology and Evolution. *Wea. Forecasting*, 126, 943–958.
- Glahn, H. R. & Lowry, D. A. (1972). The Use of Model Output Statistics (MOS) in Objective Weather Forecasting. *J. Appl. Meteor.*, 11, 1203–1211.
- Häckel, H. (1999). *Meteorologie*. Verlag Eugen Ulmer Stuttgart. 4. Auflage Stuttgart.
- Hagen, M., Bartenschlager, B., & Finke, U. (1999). Motion characteristics of thunderstorms in southern Germany. *Meteorol. Appl.*, 6, 227–239.
- Hansen, B. (2007). A Fuzzy Logic-Based Analog Forecasting System for Ceiling and Visibility. *Wea. Forecasting*, 22, 1319–1330.
- Harris, D., Foufoula-Gergiou, E., Droegemeier, K. K., & Levit, J. J. (2001). Multiscale statistical properties of a high-resolution precipitation forecast. *J. Hydrometeorol.*, 2, 406–418.

- Haupt, S., Pasini, A., & Marzban, C. (2009). *Artificial intelligence methods in the environmental sciences*. Springer Verlag.
- Heimann, D. & Kurz, M. (1985). The Munich Hailstorm of July 12, 1984: A Discussion of the Synoptic Situation. *Beitr. Phys. Atmos.*, 58, 528–544.
- Hellendoorn, H. & Thomas, C. (1993). Defuzzification in fuzzy controllers. *J. Intell. Fuzzy Syst.*, 1, 109–123.
- Henken, C. C., Schmeits, M. J., Deneke, H., & Roebeling, R. A. (2011). Using MSG-SEVIRI Cloud Physical Properties and Weather Radar Observations for the Detection of Cb/TCu Clouds. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, 50, 1587–1600.
- Hirsch, T., Hess, R., Trepte, S., Primo, C., Glashoff, J., Reichert, B., & Heizenreder, D. (2014). ModelMIX - Optimal combination of NWP Model Forecasts for AutoWARN. *World Weather Open Science Conference 2014, 16-21 August 2014, Montreal, Canada*.
- Höller, H., Bringi, V. N., Hubbert, J., Hagen, M., & Meischner, P. F. (1994). Life Cycle and Precipitation Formation in a Hybrid-Type Hailstorm Revealed by Polarimetric and Doppler Radar Measurements. *J. Atmos. Sci.*, 51(17), 2500–2522.
- Hoffman, R. N., Liu, Z., Louis, J.-F., & Grassotti, C. (1995). Distortion representation of forecast errors. *Mon. Wea. Rev.*, 123, 2758–2770.
- Houze, J. R. (1993). *Cloud Dynamics*. Academic Press, Inc. 573 pp.
- Hughes, K. K. (2001). Development of MOS thunderstorm and severe thunderstorm forecasts equations with multiple data sources. *Preprints 18th Conference on Weather Analysis and Forecasting, Fort Lauderdale, Amer. Meteor. Soc.*, P3.1, 191–195.
- Jantzen, J. (1998). *Tutorial on fuzzy logic*. Technical report, Technical University of Denmark, Oersted-DTU, Automation, Bldg 326, 2800 Kongens Lyngby, DENMARK. Tech. Report no 98-E 868 (logic), revised March 22, 2006.
- Jolliffe, I. T. & Stephenson, D. B. (2003). *Forecast Verification: A Practitioner's Guide in Atmospheric Science*. Wiley.
- Jorgensen, D. P. (1984). Mesoscale and convective-scale characteristics of mature hurricanes. *Ph.D. Thesis, Colorado State University*.
- Keil, C. & Craig, G. (2007). A displacement-based error measure applied in a regional ensemble forecasting system. *Mon. Wea. Rev.*, 135, 3248–3259.
- Keil, C. & Craig, G. (2009). A Displacement and Amplitude Score Employing an Optical Flow Technique. *Wea. Forecasting*, 24, 1297–1308.

- Kessinger, C., Ellis, S., & Van Andel, J. (2001). NEXRAD data quality: The AP clutter mitigation scheme. *Preprints, 30th Conference on Radar Meteorology, Munich, Germany, Amer. Meteor. Soc., 707-709, 2001.*
- Klir, G. & Yuan, B. (1995). *Fuzzy Sets and Fuzzy Logic: Theory and Applications.* Prentice Hall New Jersey.
- Klose, B. (2008). *Meteorologie - Eine interdisziplinäre Einführung in die Physik der Atmosphäre.* Springer - Verlag Berlin, Heidelberg.
- Kober, K. (2010). Probabilistic forecasting of convective precipitation by combining a nowcasting method with several interpretations of a high resolution ensemble. *Dissertation an der Fakultät für Physik, Ludwig-Maximilians-Universität München, August 2010.*
- Kober, K., Craig, G. C., Keil, B., & Dörnbrack, A. (2012). Blending a probabilistic nowcasting method with a high-resolution numerical weather prediction ensemble for convective precipitation forecasts. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 138, 755–768.
- Kober, K. & Tafferner, A. (2009). Tracking and Nowcasting of convective cells using remote sensing data from radar and satellite. *Meteorol. Zeitschrift*, 1, 75–84.
- Kraus, H. (2004). *Die Atmosphäre der Erde - Eine Einführung in die Meteorologie.* Springer-Verlag Berlin, Heidelberg, 3. Auflage.
- Kuehnlein, M., Thies, B., Nauß, T., & Bendix, J. (2010). Rainfall-Rate Assignment Using MSG SEVIRI Data—A Promising Approach to Spaceborne Rainfall-Rate Retrieval for Midlatitudes. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, 49, 1477–1495.
- Kuk, B., Kim, H., Ha, J., Lee, H., & Lee, G. (2012). A Fuzzy Logic Method for Lightning Prediction Using Thermodynamic and Kinematic Parameters from Radio Sounding Observations in South Korea. *Wea. Forecasting*, 27, 205–217.
- Lee, C. (1990). Fuzzy logic in control systems: fuzzy logic controller, Parts I and II. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, 20, 404–435.
- Leighton, Q. (2006). Modeling and Simulation Needs for Next Generation Air Transportation System Research. *AIAA Modeling and Simulation Technologies Conference and Exhibit, Keystone, CO, 21-24 August 2006, AIAA 2006-6109, 1-8.*
- LeMone, M. A. & Zipser, E. J. (1980). Cumulonimbus vertical velocity events in GATE. Part I: Diameter, intensity and mass flux. *J. Atmos. Sci.*, 37, 2444–2457.
- Liljequist, G. (1974). *Allgemeine Meteorologie.* Friedr. Vieweg + Sohn, GmbH, Verlag, Braunschweig. (Schwed. Originalausgabe Stockholm 1962).

- Machado, L. A. T., Rossow, W. B., Guedes, R. L., & Walker, A. W. (1998). Life cycle variations of mesoscale convective systems over the Americas. *Mon. Wea. Rev.*, 126, 1630–1654.
- Majewski, D. & Ritter, B. (2002). Das Global-Modell GME. *promet*, Jahrg. 27(Nr. 3/4), 111–122.
- Mamdani, E. H. & Assilian, S. (1973). An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of Man-Machine Studies*, 7(1), 1–13.
- Manzato, A. (2005). The Use of Sounding-Derived Indices for a Neural Network Short-Term Thunderstorm Forecast. *Wea. Forecasting*, 20, 896–917.
- Margules, M. (1905). Über die Energie der Stürme. *Zentr. Anst. Meteor. Wien*, 40, 1–26.
- Markowski, P. & Richardson, Y. (2010). *Mesoscale Meteorology in Midlatitudes*. John Wiley & Sons, Ltd.
- Marwitz, J. (1972a). The Structure and Motion of Severe Hailstorms. Part I: Supercell Storms. *J. Appl. Meteorol.*, 11, 166–179.
- Marwitz, J. (1972b). The Structure and Motion of Severe Hailstorms. Part II: Multicell Storms. *J. Appl. Meteorol.*, 11, 180–188.
- Mason, I. (1982). A model for assessment of weather forecasts. *Aust. Met. Mag.*, 30, 291–303.
- Mass, C. F., Ovens, D., Westrick, K., & Colle, B. A. (2002). Does Increasing Horizontal Resolution Produce More Skillful Forecasts? *Bull. Americ. Meteor. Soc.*, 83, 407–430.
- McSweeney, C. F., Jones, R. G., & Booth, B. B. B. (2012). Selecting Ensemble Members to Provide Climate Change Information. *J. Climate*, 25, 7100–7121.
- Miller, L. J., Tuttle, J. D., & Knight, C. K. (1988). Airflow and hail growth in a severe northern High Plains supercell. *J. Atmos. Sci.*, 45, 736–762.
- Moncrieff, M. W. & Miller, M. J. (1976). The Dynamics and Simulation of Tropical Cumulonimbus and Squall Lines. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, 102, 373–394.
- Mueller, C., Saxen, T., Roberts, R., Wilson, J., Betancourt, T., Dettling, S., Oien, N., & Yee, J. (2003). NCAR Auto-Nowcast System. *Wea. Forecasting*, 18, 545–561.
- Mueller, C. K., Wilson, J. W., & Crook, N. A. (1993). The Utility of Sounding and Mesonet Data to Nowcast Thunderstorm Initiation. *Wea. Forecasting*, 8, 132–146.

- Murtha, J. (1995). Applications of Fuzzy Logic In Operational Meteorology. *Scientific Services and Professional Development Newsletter, Canadian Forces Weather Service*, (pp. 42–54).
- Nicol, J. C. & Illingworth, A. J. (2013). The Effect of Phase-Correlated Returns and Spatial Smoothing on the Accuracy of Radar Refractivity Retrievals. *Mon. Wea. Rev.*, 135, 3248–3259.
- Oezger, M., Mishra, A. K., & Singh, V. P. (2012). Long Lead Time Drought Forecasting Using a Wavelet and Fuzzy Logic Combination Model: A Case Study in Texas. *J. Hydrometeor.*, 13, 284–297.
- Reap, R. M. & Foster, D. S. (1979). Automated 12-36 Hour Probability Forecasts of Thunderstorms and Severe Local Storms. *J. Appl. Meteor.*, 18, 1304–1315.
- Roberts, R. D. & Rutledge, S. (2003). Nowcasting Storm Initiation and Growth Using GOES-8 and WSR-88D Data. *Wea. Forecasting*, 18, 562–584.
- Ross, T. J. (2010). *Fuzzy logic With Engineering Applications*. Chichester, U.K. John Wiley & Sons Ltd, 3rd ed.
- Saunders, C. (2008). Charge Separation Mechanism in Clouds. *Space Sci. Rev.*, 137, 335–353.
- Schmeits, M. J., Kok, K. J., & Vogelesang, D. H. P. (2005). Probabilistic Forecasting of (Severe) Thunderstorms in the Netherlands Using Model Output Statistics. *Wea. Forecasting*, 20, 134–148.
- Schmeits, M. J., Kok, K. J., Vogelesang, D. H. P., & van Westrhenen, R. M. (2008). Probabilistic Forecast of (Severe) Thunderstorms for the Purpose of Issuing a Weather Alarm in the Netherlands. *Wea. Forecasting*, 23, 1253–1267.
- Schmid, J. (2000). The SEVIRI Instrument. *Proceedings of the 2000 EUMETSAT Meteorological Satellite Data Users' Conference, Bologna, Italy, May 29-June 2, 2000*, pp. 23–32.
- Schroth, A. C., Chandra, M. S., & Meischner, P. F. (1988). A C-Band Coherent Polarimetric Radar for Propagation and Cloud Physics Research. *J. Atmos. Ocean. Techn.*, 5, 803–822.
- Schättler, U., Doms, G., & Schraff, C. (2013). A Description of the Nonhydrostatic Regional COSMO-Model. *Printed at Deutscher Wetterdienst, P.O. Box 100465, 63004 Offenbach, Germany*.
- Schulz, J. P. & Schättler, U. (2010). Kurze Beschreibung des Lokal-Modells Europa COSMO-EU (LME) und seiner Datenbanken auf dem Datenserver des DWD. *Stand 20.05.2010, Deutscher Wetterdienst, Geschäftsbereich Forschung und Entwicklung, Postfach 100465, D-63004 Offenbach*.

- Shafer, P. E. & Gilbert, K. (2008). Developing GFS-Based MOS Thunderstorm Guidance for Alaska. *Meteorological Development Laboratory Office of Science and Technology National Weather Service, NOAA, Silver Spring, MD.*
- Sharman, R., Brown, B. G., & Dettling, S. (2000). Preliminary results of the NCAR Integrated Turbulence Forecasting Algorithm (IFTA) to forecast CAT. *Preprints, Ninth Conference on Aviation, Range, and Aerospace Meteorology, Orlando, FL, Mer. Meteor. Soc., 460-465, 2000.*
- Siegfahl, J. M., Counce, L. M., Feltz, W. F., Bedka, K. M., Pavolonis, M. J., & Heidinger, A. K. (2011). Nowcasting Convective Storm Initiation Using Satellite-Based Box-Averaged Cloud-Top Cooling and Cloud-Type Trends. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, 50, 110–126.
- Steinhorst, G. (2009). Moderne Verfahren und Methoden der Wettervorhersage. *proMET*, 35(1-3), 3–11.
- Stensrud, D. J., Brooks, H. E., Du, J., Tracton, M. S., & Rogers, E. (1999). Using ensembles for short-range forecasting. *Mon. Wea. Rev.*, 127, 433–446.
- Stich, D. (2012). Convection Initiation - Detection and Nowcasting with multiple data sources. *Dissertation an der Fakultät für Physik, Ludwig-Maximilians-Universität München, Dezember 2012.*
- Sugeno, M. (1985). An introductory survey of fuzzy control. *Inf. Sci.*, 36, 59–83.
- Tafferner, A., Forster, C., & Gerz, T. (2012). Concatenating Weather Monitoring and Forecast: the WxFUSION Concept. *DLR-Forschungsbericht, Projektbericht. DLR-FB-2012-02, 8 S. Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt e.V., Bibliotheks- und Informationswesen, Köln.*
- Tafferner, A., Hagen, M., Keil, C., Zinner, T., Volkert, H., & Forster, C. (2008). Development and Propagation of Severe Thunderstorms in the Upper Danube Catchment Area: Towards an Integrated Nowcasting and Forecasting System using Real-time Data and High-resolution Simulations. *Meteorology and Atmospheric Physics*, 101, 211–227.
- Tafferner, A., Mannstein, H., Paccagnella, T., Marsigli, C., Montani, A., & Nerozzi, F. (2002). On Finding the Best Forecast out of an Ensemble by Satellite Image Matching for MAP IOP2b. In: 10th Conference on Mountain Meteorology, Seiten 201-204. *10th Conference on Mountain Meteorology, Park City, UT, USA, 17-21 June 2002.*
- Theis, S., Gebhard, C., & Ben Bouallègue, Z. (2012). Beschreibung des COSMO-DE-EPS und seiner Ausgabe in die Datenbanken des DWD. *Stand 06.06.2012, Deutscher Wetterdienst, Geschäftsbereich Forschung und Entwicklung, Postfach 100465, D-63004 Offenbach.*

- Theis, S. E., Hense, A., & Damrath, U. (2005). Probabilistic precipitation forecasts from a deterministic model: a pragmatic approach. *Meteorol. Appl.*, 12, 257–268.
- Umoh, U. A., Nwachukwu, E. O., & Okure, O. E. (2010). Fuzzy Rule-based Framework for Effective Control of Profitability in a Paper Recycling Plant. *Global Journal of Computer Science and Technology*, 10(10), 56–67.
- Verret, R., Desautels, G., & Bergeron, A. (2002). Severe Weather Forecasting: Post-processing NWP outputs and guidance production at the Canadian Meteorological Centre. *CBS Technical Conference on DPFS, Cairns, Australia, 2-3 December 2002*.
- Vila, D. A., Machado, L. A. T., Laurent, H., & Velasco, I. (2008). Forecast and Tracking the Evolution of Cloud Clusters (ForTraCC) Using Satellite Infrared Imagery: Methodology and Validation. *Wea. Forecasting*, 23, 233–244.
- Viot, G. (1993). Fuzzy logic in C. *Dr. Dobb's Journal, February 1993*.
- Weigl, E., Klink, S., Kohler, O., Reich, T., Rosenow, W., Lang, P., Podlasly, C., Winterrath, T., Majewski, D., & Lang, J. (2005). Abschlussbericht Projekt RADVOROP: Radargestützte, zeitnahe Niederschlagsvorhersage für den operationellen Einsatz (Niederschlag-Nowcasting-System). *Technical report*, Deutscher Wetterdienst, Abteilung Hydrometeorologie.
- Weismann, M. B. & Klemp, J. B. (1984). The Structure and Classification of Numerically Simulated Convective Storms in Directionally Varying Wind Shears. *Mon. Wea. Rev.*, 112, 2479–2498.
- Weusthoff, T., Leuenberger, D., Keil, C., & Craig, G. C. (2011). Best Member Selection for convective-scale ensembles. *Meteorol. Zeitschrift*, 20(2), 153–164.
- Wilks, D. S. (2006). *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*. International geophysics series, San Diego, New York: Academic Press, Elsevier, 2nd ed.
- Williams, J. K. (2009). Introduction to fuzzy logic. In S. E. Haupt, A. Pasini, & C. Marzban (Eds.), *Artificial Intelligence Methods in the Environmental Sciences* (pp. 127–151). Springer Netherlands.
- Williams, J. K., Kessinger, C., Abernethy, J., Kessinger, C., & Ellis, S. (2009). Fuzzy logic applications. In S. E. Haupt, A. Pasini, & C. Marzban (Eds.), *Artificial Intelligence Methods in the Environmental Sciences* (pp. 347–377). Springer Netherlands.
- Wong, M., Wong, W., & Lai, E. (2006). From SWIRLS to RAPIDS: Nowcasting applications development in Hong Kong. *Proc. PWS Workshop on Warnings of Real-Time Hazards by Using Nowcasting Technology, Sidney, Australia, WMO, 9-13*.

- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy Sets. *Information and Control*, 8, 338–353.
- Zimmer, M. & Wernli, H. (2010). The concept of fuzzyness in space and time for the verification of forecasts. *MeteoSchweiz Forschungskolloquium, Uncertainty in meteorology - 25 Nov.*
- Zinner, T., Forster, C., de Coning, E., & Betz, H.-D. (2013). Validation of the Meteosat storm detection and nowcasting system Cb-TRAM with lightning network data - Europe and South Africa. *Atmos. Meas. Tech.*, 6, 1567–1583.
- Zinner, T. & Groenemeijer, P. (2012). Thunderstorms: Thermodynamics and Organization. In U. Schumann (Ed.), *Atmospheric Physics, Research Topics in Aerospace* chapter 7, (pp. 101–114). Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- Zinner, T., Mannstein, H., & Tafferner, A. (2008). Cb-Tram: Tracking and monitoring severe convection from onset over rapid development to mature phase using multi-channel Meteosat-8 SEVIRI data. *Meteorol. Atmos. Phys.*, 101, 191–210.

Danksagung

An dieser Stelle möchte ich mich bei allen Personen bedanken, die mich während meiner Zeit als Doktorand unterstützt haben und ohne die ein Gelingen meiner Dissertation nicht möglich gewesen wäre.

Ein sehr großer Dank geht zuallererst an meinen Betreuer Dr. Arnold Tafferner. Sein großes Fachwissen auf dem Gebiet der Gewittervorhersagen sowie seine durchgehende Unterstützung während der vergangenen Jahre war mit die wichtigste Stütze auf dem langen Weg zu meiner Dissertation. Ohne seine ständige Bereitschaft für den Austausch von Ideen oder Hilfestellungen bei Schwierigkeiten jeglicher Art wären die erzielten Ergebnisse in dieser Form nicht möglich gewesen.

An meinen Doktorvater Prof. Dr. George Craig geht an dieser Stelle auch ein großer Dank. Seine konzeptionellen Ideen und sein vermehrtes Feedback haben einen wesentlichen Anteil am erfolgreichen Abschluss meiner Arbeit.

Auch möchte ich mich bei meinem Zweitgutachter Prof. Dr. Markus Rapp bedanken, der sich bereit erklärte, meine Doktorarbeit zu begutachten und auf dessen Unterstützung ich immer zählen konnte.

Ein weiterer Dank geht an Dr. Thomas Gerz, der es mir ermöglichte, in seiner Abteilung meine Dissertation anzufertigen, stets großes Interesse an meinem Arbeitsfortschritt zeigte und mich in jeder erdenklichen Art unterstützt hat.

Bei meinen zwei weiteren Kollegen aus dem „Gewitterteam“, Dr. Caroline Forster und Dr. Dennis Stich, möchte ich mich an dieser Stelle ebenfalls sehr herzlich bedanken. Ihre Bereitschaft, bei kleineren und größeren technischen Problemen sowie meteorologischen Fragestellungen stets Hilfe zu leisten, hat einen nicht unerheblichen Anteil zum Gelingen meiner Arbeit beigetragen.

Auch den restlichen Kollegen von „Abteilung 4“ gilt ein großer Dank für die sehr gute Atmosphäre sowie viele produktive Diskussionen bei unzähligen Keksen, Kuchen und Eiskaffees.

Ein weiterer Dank geht auch den Deutschen Wetterdienst für den uneingeschränkten Zugriff auf die Datenbank des COSMO-DE Wettermodells.

Bedanken möchte ich mich an dieser Stelle auch bei meiner Familie, meinen Eltern Elke und Ulf sowie meinen Schwestern Iris und Anna, für ihre große Unterstützung in den vergangenen 29 Jahren.

„Last but definitely not least“ möchte ich mich bei Monika bedanken. Du warst in den letzten drei Jahren ein sehr großer Rückhalt für mich, auf den ich mich immer verlassen konnte.